UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE CHIHUAHUA

FACULTAD DE INGENIERÍA

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
CHIHUAHUA

GENERACIÓN DE UNA BASE DE DATOS EEG PARA UNA INTERFAZ CEREBRO-COMPUTADORA (BCI) ENFOCADA A TAREAS DE HABLA IMAGINADA

POR:

LUIS RAÚL SIGALA GONZÁLEZ

TESIS COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRO EN INGENIERÍA EN COMPUTACIÓN

CHIHUAHUA, CHIH., MÉXICO **8 de octubre de 2025**

Generación de una base de datos EEG para una interfaz cerebro-computadora (BCI) enfocada a tareas de habla imaginada. Tesis, Tesina o Estudio de Caso presentado por Luis Raúl Sigala González como requisito parcial para obtener el grado de Maestría en Ingeniería en Computación, ha sido aprobado y aceptado por:

M.I. Fabián Vinicio Hernández Martínez
Director de la Facultad de Ingeniería

M.I. Rodrigo de la Garza Aguilar
Secretario de Investigación y Posgrado

M.S.I. Karina Rocío Requena Yáñez
Coordinador(a) Académico

Graciela Ramírez A.
Dra. Graciela María de Jesús Ramírez Alonso
Director(a) de Tesis

Septiembre 2025
Fecha

COMITÉ
Dra. Graciela María de Jesús Ramírez Alonso
Dr. Javier Camarillo Cisneros
Dr. Alain Manzo Martínez
Dr. Jesús Roberto López Santillán

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
CHIHUAHUA

09 de octubre de 2025.

I.B. LUIS RAUL SIGALA GONZALEZ
Presente. -

En atención a su solicitud relativa al trabajo de tesis para obtener el grado de Maestría en Ingeniería en Computación, nos es grato transcribirle el tema aprobado por esta Dirección, propuesto y dirigido por la directora **Dra. Graciela María de Jesús Ramírez Alonso** para que lo desarrolle como Tesis, con el título **"Generación de una base de datos EEG para una interfaz cerebro-computadora (BCI) enfocada a tareas de habla imaginada"**.

Índice de Contenido

1. **Resumen**
2. **Agradecimientos y dedicatoria**
3. **Introducción**
4. **Marco teórico**
   - 2.1. Interfaces Cerebro-Computadora (Brain Computer Interfase o BCI).
   - 2.2. Habla Imaginada
   - 2.3. Adquisición de señales habla imaginada
   - 2.4 Procesamiento de señales EEG
   - 2.5 Métodos de aprendizaje profundo

FACULTAD DE INGENIERÍA
Circuito No. 1, Campus Universitario 2
Chihuahua, Chih., México. C.P. 31125
Tel. (614) 442-95-00
www.fing.uach.mx

Por un 2025 sin desperdicio alimentario

+uach

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
CHIHUAHUA

5. **Metodología**
   - 5.1. Planteamiento del experimento
   - 5.2. Diseño de sistema de adquisición de señales
   - 5.3. Invitación y selección de sujetos de prueba
   - 5.4. Preprocesamiento y segmentación de las señales.
   - 5.5. Validación de la base de datos

6. **Resultados**
   - 6.1. Muestra de sujetos adquirida.
   - 6.2. Resultados de la experimentación.
   - 6.3. Clasificación de las señales.

7. **Discusión**
   - 7.1. Comparación de la muestra de sujetos con otras bases de datos.
   - 7.2. Errores en la adquisición de señal del equipo utilizado.
   - 7.3. Análisis de los resultados contra bases de datos públicas.

8. **Conclusión**

9. **Anexos**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
CHIHUAHUA

10. Referencias

11. Curriculum Vitae

A T E N T A M E N T E

"naturam subiecit aliis"

EL DIRECTOR

M.I. FABIÁN VINICIO HERNÁNDEZ MARTÍNEZ

FACULTAD DE INGENIERÍA
U.A.CH.

SECRETARIO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

M.I. RODRIGO DE LA GARZA AGUILAR

DIRECCIÓN

1. Resumen.

El trabajo desarrollado tiene como objetivo la generación de una base de datos de señales EEG orientada al estudio del habla imaginada a través de un sistema de interfaz cerebro-computadora (BCI). La motivación surge de la necesidad de ofrecer alternativas de comunicación a personas que presentan trastornos neurológicos del lenguaje, particularmente afasia, donde la capacidad de expresar pensamientos se ve limitada a pesar de conservar la mayoría de las capacidades para razonarlo. Para ello se diseñó un protocolo experimental que incluye tres fases: comprensión auditiva, habla imaginada y habla abierta. La adquisición de datos se realizó mediante equipo OpenBCI con electrodos secos y se desarrolló un software especializado que permitió tanto la presentación de estímulos como el registro y segmentación de las señales. Se seleccionaron 14 comandos en español, entre palabras y vocales, con el fin de aportar una base de datos adaptada al habla español, dado que la mayoría de las bases disponibles en la literatura se enfocan en usuarios angloparlantes. Posteriormente, se aplicaron técnicas de preprocesamiento, como re-referenciación y filtrado digital, además de métodos de clasificación basados en redes neuronales profundas y modelos Transformer. Los resultados obtenidos demuestran la capacidad de diferenciar señales de habla imaginada respecto a habla abierta, así como la posibilidad de identificar comandos específicos con un desempeño comparable al reportado en bases de datos internacionales. Este trabajo contribuye al desarrollo de soluciones accesibles de comunicación asistida y fortalece la investigación en neurotecnologías aplicadas al habla en español. **Palabras clave:** Neurotecnología, Electroencefalografía, Clasificación automática, Afasia, Aprendizaje profundo, Comandos

2. Agradecimientos y dedicatoria.

Quiero agradecer, primero que a nadie, a Dios, por poner todos los medios y caminos para lograr esta meta en mi vida.

"Reconócelo en todos tus caminos, y él enderezará tus veredas."

Proverbios 3:6

A mi esposa, Leonor Anahí Alvarado Elias, gracias por todo tu apoyo y amor; sin tu presencia en mi vida, este logro no habría sido posible. Le agradezco también a mis padres y hermanos por estar siempre presentes.

Agradezco igualmente todo el apoyo y entrega de mi directora de tesis; su liderazgo fue vital para la culminación de este trabajo. Aprovecho para agradecer también al equipo de trabajo del Laboratorio de Visión y Análisis de Datos con IA de la Facultad de Ingeniería de la UACH, por haber contribuido con ideas, consejos y apoyo a la investigación.

Gracias también a la Coordinación de la Maestría y a todos sus docentes que formaron parte de mi formación para la obtención de este grado, por su gran dedicación a la ciencia y por compartir sus conocimientos.

Finalmente, quiero dedicar este trabajo de investigación a mi esposa Anahí y a mi hija María Isabel, por ser mi fuente de inspiración más grande. Todo mi esfuerzo y trabajo es para ustedes.

Índice

1. Resumen. **2**

2. Agradecimientos y dedicatoria. **3**

3. Introducción. **7**

4. Marco teórico. **14**

4.1. Interfaces Cerebro-Computadora (Brain Computer Interfase o BCI). 14

4.2. Habla Imaginada. 16

4.3. Adquisición de señales habla imaginada. 16

4.4. Procesamiento de señales EEG. 17

4.4.1. Re-referenciación. 17

4.4.2. Filtros Butterworth. 19

4.5. Métodos de aprendizaje profundo. 22

4.5.1. Normalización de Batch 22

4.5.2. Redes Neuronales Convolucionales (CNN) 23

4.5.3. Transformer (Encoder) 24

4.5.4. Upsample 26

4.5.5. Operación de Aplanamiento 26

4.5.6. Fully Connected (Capa Densa) 26

4.5.7. RReLU (Randomized Leaky ReLU) 27

4.5.8. Dropout 27

5. Metodología **28**

5.1. Planteamiento del experimento 28

5.1.1. Selección de las palabras. 28

5.1.2. Planteamiento del experimento 29

5.1.3. Hardware de adquisición de señales EEG. 30

5.2. Diseño de sistema de adquisición de señales 31

5.2.1. Software para adquisición de las señales 31

5.3. Invitación y selección de sujetos de prueba 33
5.3.1. Sujetos de prueba. 33
5.3.2. Formato de registro de participante. 34
5.3.3. Criterios de inclusión. 34
5.3.4. Criterios de exclusión. 35
5.3.5. Sujetos de prueba y ajustes de la interfaz desarrollada. 35
5.3.6. Selección e Invitación de participantes 35
5.4. Preprocesamiento y segmentación de las señales. 35
5.4.1. Re-referenciación y filtrado de la señal 36
5.4.2. Segmentación de la señal 36
5.5. Validación de la base de datos 36
5.5.1. Clasificación de segmentos: Habla Imaginada y Habla Abierta 36
5.5.2. Modelo de clasificación de palabras de Habla Imaginada. 37
5.5.3. Experimentos de clasificación de habla imaginada. 37

6. Resultados **37**
6.1. Muestra de sujetos adquirida. 37
6.2. Resultados de la experimentación. 40
6.2.1. Segmentos de habla imaginada generados 40
6.2.2. Presentación de eventos adversos y errores en la experimentación. 40
6.3. Clasificación de las señales. 41
6.3.1. Clasificación de los segmentos de las etapas habla imaginada y habla abierta. 41
6.3.2. Clasificación del habla imaginada. 41

7. Discusión **52**
7.1. Comparacion de la muestra de sujetos con otras bases de datos. 52
7.2. Errores en la adquisición de señal del equipo utilizado. 52
7.3. Analisis de los resultados contra base de datos públicas. 53

8. Conclusión **55**

9. Anexos **57**

10. Referencias **62**

11. Curriculum Vitae **68**

3. Introducción.

El habla es el primer y principal medio de comunicación verbal que utilizamos los seres humanos para transmitir información, pensamientos, sentimientos y emociones, mediante el uso de sonidos y palabras (Freeburn y Baker, 2023; Sharma, Kumar, Mahapatra, y Gandhi, 2023). El proceso del habla es complejo, ya que implica la coordinación de varios órganos como la lengua, los labios, la mandíbula y las cuerdas vocales para producir sonidos. Este proceso es controlado mayormente por dos áreas importantes del cerebro, el área de Broca y el área de Wernicke (Hickok y Poeppel, 2004). Áreas que trabajan en conjunto para producir los movimientos musculares necesarios e interpretar y entender el lenguaje hablado.

Uno de los mayores desafíos de las neurotecnologías es restablecer la comunicación en pacientes afectados por un trastorno neurológico del lenguaje. De acuerdo a datos presentados por Bocquelet, Hueber, Girin, Chabardès, y Yvert (2016) se estima que el 0.3 % de la población mundial, que corresponde aproximadamente a más de 20 millones de personas, ha sido diagnosticada con afasia. Una persona diagnosticada con esta enfermedad puede pensar perfectamente bien, pero no tiene medios para comunicar esos pensamientos (Rutten, 2022). La afasia se considera una afección de las funciones del lenguaje causada por un trastorno cerebrovascular, tal como una lesión cerebral, accidente cerebrovascular o enfermedad neurodegenerativa (que también puede ocurrir después de una lesión cerebral traumática), tumores o infecciones (Mirman, 2022). El tipo de condición médica en la afasia depende de dónde se encuentre el trastorno neurológico. En la afasia de Broca, el daño se encuentra en el lóbulo frontal inferior posterior del cerebro, mientras que en la afasia de Wernicke, el daño se encuentra en el lóbulo temporal posterior (Acharya y Dulebohn, 2022; Acharya y Wroten, 2022). Los pacientes afectados por este trastorno neurológico pueden tener impactos graves en su salud mental, causando angustia emocional, depresión y aislamiento social, afectando sus funciones diarias y calidad de vida (Purdy, 2022). La Asociación Nacional de Afasia en los Estados Unidos (aphasia.org) reporta que este padecimiento afecta a más de 2 millones de individuos en los Estados Unidos, con aproximadamente 180,000 nuevos casos por año.

Las interfases BCI (*Brain-Computer Interfaces*, por sus siglas en inglés o interfaz cerebro-computadora)

son sistemas capaces de decodificar la actividad cerebral sin la necesidad de realizar movimientos físicos (Garcia-Salinas, Torres-Garcia, Reyes-Garcia, y Villaseñor-Pineda, 2023). En las interfases BCI, la actividad eléctrica del cerebro es medida por electrodos y traducida a comandos para así controlar dispositivos. Existen diferentes métodos para adquirir las señales que procesa el sistema BCI, ya sea utilizando electrodos invasivos (colocados directamente en el cerebro) o electrodos no invasivos (los electrodos son colocados sobre la superficie del cuero cabelludo). Dentro de las técnicas no invasivas se tiene a la electroencefalografía (EEG), y es una de las técnicas más utilizadas en investigaciones en sistemas BCI debido su bajo costo, fácil uso, y versatilidad, ya que pueden enfocarse no solamente a aplicaciones médicas sino también de entretenimiento (Nouri, Moradi, Ghaemi, y Motie Nasrabadi, 2023).

En relación con los paradigmas que se siguen para la adquisición de las señales EEG, se tienen a aquellos basados en P300 (Farwell y Donchin, 1988), imaginación motora (MI o *motor imagery* por sus siglas en inglés) (Kumar, Mamun, y Sharma, 2017), habla imaginada (SI o *speech imagery* por sus siglas en inglés) (Torres-García, Reyes-García, y Villaseñor-Pineda, 2022), entre otras. En los sistemas BCI basados en P300 se utilizan estímulos visuales que suelen ser letras, números o símbolos mostrados en una matriz (comúnmente de 6×6) que destellan a cierta frecuencia. Este tipo de estímulo no suele ser adecuado para personas con lesiones cerebrales o desórdenes visuales (Jalilpour, Hajipour Sardouie, y Mijani, 2020). En relación con sistemas basados en MI, se le pide al usuario que imagine movimientos específicos tales como mover la mano izquierda o derecha, lengua y piernas, sin realizar el movimiento físico. El número de movimientos imaginarios utilizados en sistemas basados en MI suele estar limitado a cuatro, ya que está relacionado con cambios en la actividad rítmica en la corteza sensoriomotora primaria con eventos de sincronización (ERS o *event-related synchronization*) y desincronización (ERD o *event-related desynchronization*) (Blankertz y cols., 2006; Tangermann y cols., 2012).

Por otro lado, el paradigma de SI consiste en que el usuario se imagina pronunciando un fonema, sílaba, vocal o palabra sin producir ningún sonido o movimiento facial. Este paradigma se ha utilizado para devolver esta capacidad de comunicarse a individuos que presentan una afección por el cual presentan una afasia, en donde con un sistema de BCI se intepretan las señales producidas

por el paciente para comunicar sus pensamientos Metzger y cols. (2023). De acuerdo a un análisis de las bases de datos públicas que fueron adquiridas siguiendo este paradigma, el mayor número de comandos que se han utilizado es de 12 (Ajanki y cols., 2011), lo cual es una gran ventaja en relación con el paradigma de MI donde solo se tienen cuatro. La Figura 1 presenta un ejemplo del proceso que se sigue en la adquisición de una base de datos utilizando el paradigma de SI. Por medio de un monitor, se le presenta al usuario, el fonema, sílaba, vocal o palabra que debe imaginar. Luego, se comienza con el proceso de imaginación, cuidando no realizar ningún movimiento o sonido. Las señales EEG sensadas, pueden ser pre-procesadas utilizando algún filtro digital para eliminar frecuencias no deseadas en la señal para finalmente guardarlas en una base de datos.

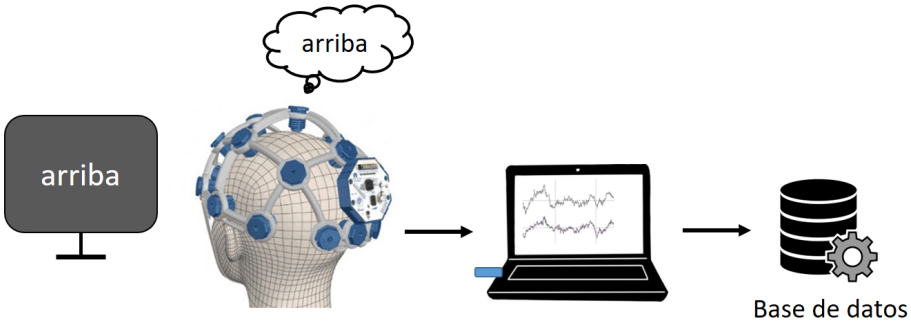


Figura 1: Ejemplo de sistema BCI basado en el paradigma SI.

El protocolo que se sigue para la adquisición de las señales EEG para formar bases de datos, varía según los investigadores. En algunos casos, se les pide a los sujetos imaginar la **articulación** de la palabra, sílaba o vocal sin emitir sonido. En este tipo de protocolos, el sujeto se enfoca en **imaginar los gestos de la articulación** para producir el sonido. Tal es el caso de la base de datos de DaSalla (DaSalla, Kambara, Sato, y Koike, 2009), en donde los sujetos imaginan la pronunciación de dos vocales $/a/$ y $/u/$ y una acción de control. Para el proceso de imaginación se les mostró a los sujetos en un monitor una imagen de una boca abierta (simulando la pronunciación de la vocal $/a/$ o una imagen de boca redonda (para la vocal $/u/$). La Figura 2 muestra un diagrama con dicho proceso.

En Nguyen, Karavas, y Artemiadis (2017) se presenta una base de datos adquirida en la Uni-

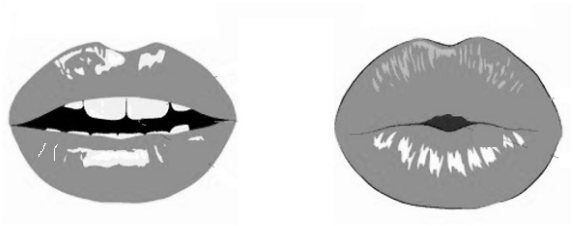


Figura 2: Articulaciones a imaginar para producir las vocales $/a/$ y $/u/$ (DaSalla y cols., 2009).

versidad Estatal de Arizona en donde se consideran palabras cortas (*in, out*), largas (*cooperate* e *independent*) y vocales ($/a/$, $/i/$ y $/u/$). Para la adquisición de la señal se les pidió a los sujetos que pronunciaran internamente esas palabras de acuerdo a su orden de aparición en un monitor, evitando realizar vocalizaciones o producir movimientos musculares.

KaraOne es una base de datos de habla imaginada presentada por el Instituto de Rehabilitación de Toronto (Zhao y Rudzicz, 2015). Para adquirir las señales EEG, se les pide a los participantes que observen un monitor y se muevan lo menos posible. En un periodo de 30 a 40 min, aparecerán los diferentes fonemas, sílabas o palabras elegidos, manteniendo un número relativamente uniforme de sonidos nasales, oclusivos y vocales, así como de fonemas sonoros y sordos. 7 fonemas *iy, uw, piy, tiy, diy, m, n* y cuatro palabras *pat, pot, knew y gnaw* se eligieron para el proceso de habla imaginada. Al final de cada iteración también se pedía que se vocalizara la palabra en voz alta. Esta base de datos se puede encontrar en http://www.cs.toronto.edu/ complingweb/data/karaOne/karaOne.html Algo interesante de esta base de datos es que el estímulo visual se asocia con su estímulo auditivo, lo cual también se le suele conocer como comprensión auditiva.El proceso de escuchar la palabra a imaginar puede ayudar a tener mejor concentración. Hubbard llamó a este proceso imaginación auditiva (Hubbard, 2010).

Un esquema similar se presenta en Deng, Srinivasan, Lappas, y D'Zmura (2010) en donde se le pide a los sujetos utilizar audífonos para escuchar las palabras que deben imaginar. Durante 4.5 s escucharán las sílabas $/ba/$ o $/ku/$ en diferentes ritmos y tiempos, para luego realizar la tarea de imaginar su pronunciación durante un tiempo de 6.0 s. Un proceso similar se sigue en Suppes, Lu, y Han (1997) donde se les indica a los sujetos que escuchen atenta, pasiva y cuidadosamente las palabras y las comprendan (lo cual definieron como etapa de comprensión auditiva) para luego

realizar la tarea de imaginar su pronunciación. En este caso se utilizaron siete palabras, las cuales son *first, second, third, yes, no, right* y *left*.

En otro trabajo, Dekker, Schouten, y Scharenborg (2023) presentan su base de datos de las palabras del holandés: *taal, laat, leeg, geel, niet, tien, toon, noot, soep, poes*. Estas palabras fueron adquiridas con un método similar al planteado por Zhao y Rudzicz (2015), en donde al usuario también se le pide que pronuncie la palabra en voz alta. Los autores consideran que recopilar esta información permite tener una forma de distinguir el segmento de la señal que es habla imaginada y aquella que es la expresión de las palabras en voz alta, por lo tanto, verificando que lo analizado por los algoritmos sea lo correcto.

Nieto, Peterson, Rufiner, Kamienkowski, y Spies (2022) proponen un protocolo en donde a los participantes se les muestran diferentes palabras a imaginar en una pantalla (el fondo de la pantalla es de color gris claro para evitar deslumbramientos y fatiga). Esta base de datos considera las palabras en español de *arriba, abajo, derecha, e izquierda*, que se les presentan a los sujetos de prueba de manera aleatoria. En un inicio, a los participantes se les pide realizar la tarea de pronunciar la palabra que se muestra en el monitor; luego se les pide que solo la imaginen. Al final, también se tiene una etapa de visualización en donde se les pedía que mentalmente movieran un círculo que aparece en el centro del monitor en la dirección que les fue indicada en la palabra a imaginar.

Otra propuesta de base de datos en español, es la Coretto, Gareis, y Rufiner (2017), en la cual se obtuvieron las vocales: */a/, /e/, /i/, /o/, /u/* y las palabras *arriba, abajo, izquierda, derecha, atrás y adelante*.

Todas las bases de datos antes descritas, han sido utilizadas por la comunidad científica para el desarrollo de nuevos modelos computacionales que analicen las señales EEG y los traduzcan a comandos para luego poder controlar dispositivos, incluso como parte de competencias, como lo es en el caso de la propuesta de Jeong y cols. (2022), en donde se brindó una base de datos de habla imaginada a concursantes para evaluar los métodos utilizados para su decodificación, todo esto con la finalidad de ayudar a personas con algún tipo de trastorno del lenguaje a interactuar con su entorno y seres queridos.

Con el objetivo de generar más información para la comprensión del proceso que se lleva a cabo a nivel cerebral en tareas relacionadas con el habla imaginada, en esta propuesta se propone el

adquirir una nueva base de datos EEG en donde los usuarios realicen lo siguiente: comprensión auditiva, habla imaginada y habla abierta o en voz alta. En la comprensión auditiva se refiere a que los sujetos pasiva y atentamente escucharán las palabras a imaginar para tratar de comprenderlas, luego se realizará la parte de imaginar su pronunciación, y por último, el habla abierta se utilizará para verificar la naturaleza del segmento de habla imaginada, es decir, que las señales producidas por el sujeto si puedan ser consideradas habla imaginada. Esta base de datos será procesada por modelos de redes neuronales publicados para clasificar automáticamente las señales EEG para luego interpretarlas a comandos, logrando así mayores avances en esta área de conocimiento.

Objetivos

El objetivo general de este trabajo es generar una base de datos de señales EEG con equipo de OpenBCI para tareas de habla imaginada, considerando sujetos de prueba de habla hispana y comparar los resultados de su clasificación con métodos utilizados en bases de datos de otros idiomas. Los objetivos particulares son:

1. Identificar la técnica de procesamiento de datos más adecuada para una implementación del sistema BCI considerando el equipo de hardware OpenBCI.

2. Desarrollar una aplicación de software para la adquisicion de señales de habla imaginada con equipo de OpenBCI.

3. Implementar un modelo de inteligencia artificial basado redes neuronales que logre identificar los diferentes comandos BCI adquiridos durante el experimento.

4. Comparar los resultados obtenidos de la identificación con otros trabajos del estado del arte que hayan utilizado un idioma diferente al español.

Hipotesis

Mediante estos objetivos, se busca comprobar las siguientes hipótesis:

- El habla imaginada registrada de un sujeto en español puede ser identificada con los mismos métodos que otros idiomas.

- Se puede utilizar equipo de OpenBCI para obtener y clasificar datos con un nivel comparable a otros sistemas más avanzados.

Diferentes investigaciones han demostrado el buen funcionamiento de sistemas BCI basados en EEG para el desarrollo de aplicaciones que ayuden a personas que han sido afectadas por un trastorno neurológico del lenguaje a interactuar con su entorno (Lopez-Bernal, Balderas, Ponce, y Molina, 2022). La utilización de equipos de código abierto como el propuesto para este proyecto permite que la información se puede compartir a otros usuarios, y con esto, que se siga desarrollando trabajos en esta área. Esto mismo da la oportunidad de generar herramientas como software para realizar la prueba que pueda utilizarse sin ningún problema por otro usuario.

Por otro lado, en esta área se siguen proponiendo diferentes modelos de aprendizaje para su clasificación, Torres-García y cols. (2022) muestra en su trabajo que diferentes autores han acatado el problema con diferentes estrategias, pero aún se necesitan más datos para llegar a un sistema completo, es decir, que pueda trabajar con un vocabulario cada vez más amplio. Por tal motivo, es de gran importancia el continuar con el desarrollo de sistemas que ayuden a pacientes diagnosticados con este tipo de padecimientos a mejorar su calidad de vida. La mayoría de las bases de datos públicas que se tienen disponibles en la literatura fueron adquiridas con usuarios angloparlantes; por tal motivo es de gran importancia el adquirir una nueva base de datos enfocada a usuarios hispanoparlantes, en las cuales se utilicen métodos de aprendizaje profundo para demostrar que estas señales pueden obtener resultados similares a aquellos publicados en la literatura sin importar el idioma.

De tal manera, el valor ético-social de esta investigación es contribuir en el desarrollo de sistemas BCI enfocados a ayudar a personas afectadas por un trastorno neurológico, el cual suele repercutir en su capacidad de comunicarse e interactuar con su entorno.

4. Marco teórico.

4.1. Interfaces Cerebro-Computadora (Brain Computer Interfase o BCI).

Los sistemas BCI son aquellos que, a través de distintas tecnologías, realizan una acción o evento a partir de un proceso cognitivo, sin la necesidad de una activación muscular (Lopez-Bernal y cols., 2022). Esto se logra a través de adquirir diferentes señales fisiológicas eléctricas provenientes del cerebro, agrupadas de la siguiente manera:

- Potenciales relacionados a eventos: estos aparecen cuando alguno de los sentidos reciben un estímulo, es decir, cuando los sistemas auditivos, visuales y/o somatosensoriales son estimulados.
- Potenciales corticales lentos: son potenciales de baja frecuencia, relacionados normalmente a movimientos asociados a la activación cortical.

Uno de los equipos utilizados para obtener este tipo de señales es el electroencefalograma (EEG), el cual mide la despolarización de las membranas del tejido de las neuronas, las cuales producen un potencial eléctrico generado por la actividad cerebral. Para capturar esta corriente se colocan electrodos en el cuero cabelludo del individuo. Por esta cualidad de ponerse sobre el individuo, el sistema EEG es considerado no invasivo (González-Castañeda, García, García, y Pineda, 2014).
Existen dos tipos de contacto según el electrodo, del tipo húmedo y del tipo seco. Los primeros son aquellos que necesitan algún medio líquido o gel para mejor la conducción y el área de contacto entre electrodo y cuero cabelludo. Los segundos no necesitan medios extra para la interfaz (Mathewson, Harrison, y Kizuk, 2017).
De acuerdo a lo descrito por González-Castañeda y cols. (2014), dentro de un sistema EEG a los electrodos se les denomina canales, y cada canal recibe el nombre según el área que está midiendo. En el sistema 10-20 los electrodos se distribuyen por la cabeza del individuo con una distancia relativa de 10 a 20 por ciento entre sí, como se muestra en la figura 3, y les asigna su nombre según 2 criterios:

1. Una letra según el lóbulo en el cual se sitúa, Frontal (F), Parietal (P), Temporal (T), Central (C) y Occipital (O).

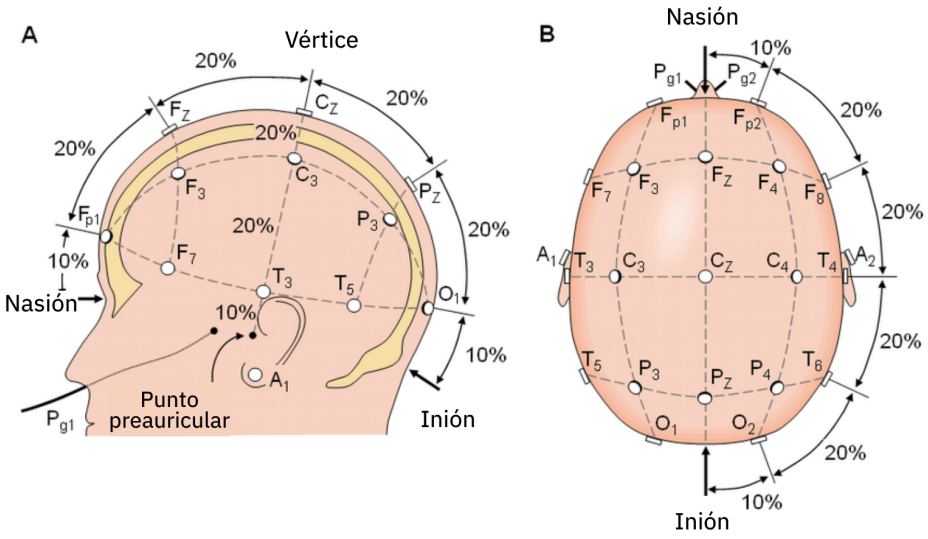


Figura 3: Sistema 10-20 para colocación de electrodos EEG (Novo-Olivas y cols., 2010, p. 378).

2. Un número según la altura a la que se encuentra, siendo los números impares los del hemisferio izquierdo y los pares lo del hemisferio derecho.

El sistema EEG puede monitorear la aparición de potenciales por eventos y ondas cerebrales continuas, las cuales suelen tener formas cíclicas y se han logrado clasificar según su frecuencia, aunque no existe una definición universal de estos valores, Cid y cols. (2020) menciona las siguientes definiciones:

- Ritmo Delta: (1 a 3 Hz) Presentes durante el sueño profundo.
- Ritmo Theta: (3 a 7 Hz) Presentes durante el sueño ligero.
- Ritmo Alfa: (8 a 12 Hz) Presentes en un sujeto despierto en un estado de relajación con los ojos cerrado.
- Ritmo Beta: (13 a 30 Hz) Presentes en un sujeto despierto atento a su alrededor, con actividad cognitiva mínima.
- Ritmo Gamma: (>30 Hz) Están asociadas a nivel de atención alta o un nivel de meditación profunda.

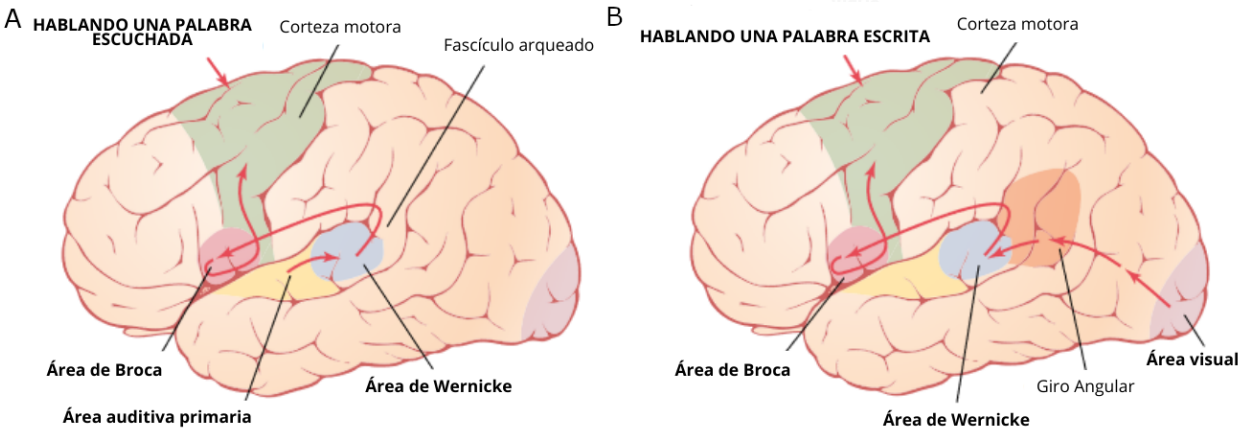


Figura 4: Proceso del habla originado por diferentes estímulos (Guyton y Hall, 2011, p. 703).

4.2. Habla Imaginada.

El habla es un proceso cognitivo producido por el conjunto de 2 áreas del cerebro, el área de Broca, ubicada en el hemisferio izquierdo del cerebro justo delante de la corteza motora primaria e inmediatamente por encima del surco lateral, es la encargada de la formación de las palabras, y el área de Wernicke, ubicada detrás de la corteza auditiva primaria en la parte posterior de la circunvolución superior del lóbulo temporal, es la encargada de interpretar las palabras externas que se perciben (Guyton y Hall, 2011).

El habla imaginada es identificada como el proceso de habla interna realizada por las personas. A diferencia del habla abierta o vocalización de las palabras, en el habla imaginada no sucede la activación muscular necesaria para producir el sonido que acompaña a una palabra (Lopez-Bernal y cols., 2022).

El habla puede provenir de distintos estímulos, pero en todos los casos se pasa por estas 2 áreas para producir el habla. El área de Broca, una vez que haya hecho su procesamiento relacionado con la estructura o secuencia de las palabras, manda estas señales a las áreas motoras necesarias para la producción del habla abierta. En la figura 4 se ilustra este proceso.

4.3. Adquisición de señales habla imaginada.

Para adquirir el habla imaginada se realiza un serie de repeticiones de un circuito de fases enfocadas en generar las señales de habla imaginada, a lo que se denomina el experimento.

En la mayoría de los experimentos al menos incluyen las siguientes 2 etapas, primero el sujeto es expuesto a un estímulo, el cual puede ser el que se muestre la palabra a imaginar, una imagen alusiva, un audio de la palabra, llamado *"prompt"*, en el cual se le indica la palabra que éste tendrá que poner en su mente al momento de realizar el proceso de imaginación. Después de esto se le pide que piense en la palabra de manera que se produzca el habla imaginada, sin que realice un movimiento alguno o que se vocalice. También la mayoría de los experimentos dan un tiempo al usuario de que descanse al inicio de cada repetición. Este experimento suele repetirse mínimo 12 veces por *"prompt"*. Algunos de los experimentos propuestos en la literatura se muestran en la tabla 1.

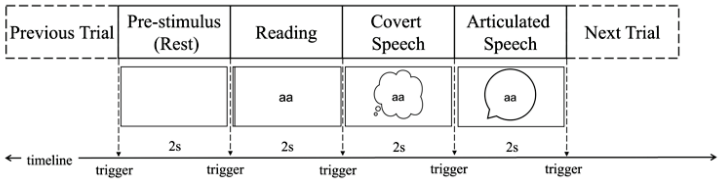
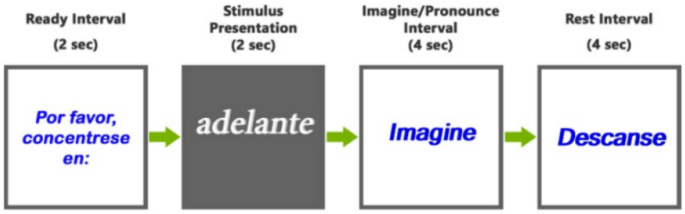
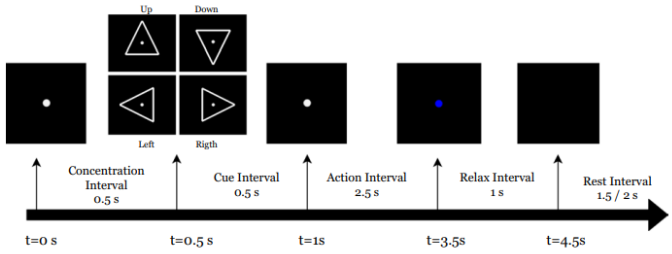
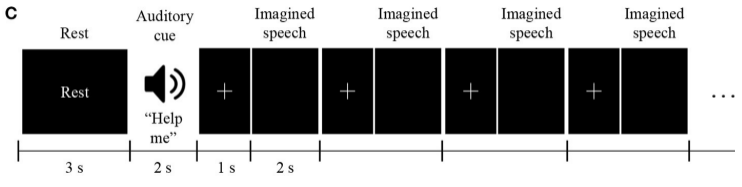
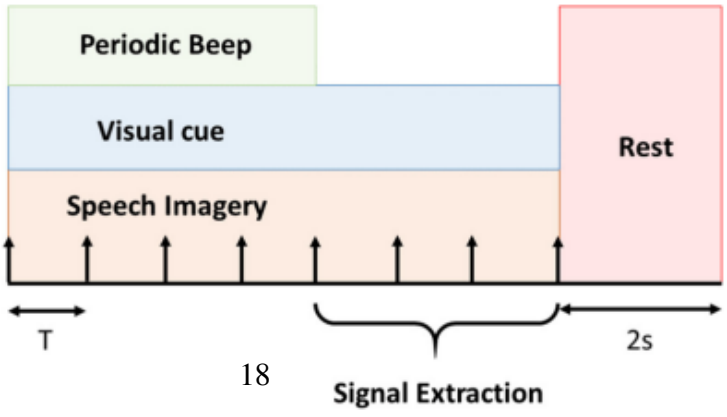
4.4. Procesamiento de señales EEG.

Durante su adquisición, las señales EEG presentan ruido y artefactos producidos por la red eléctrica, la activación muscular del sujeto, e incluso el mismo ruido electrónico de los integrados para su adquisición. Por lo tanto, un procesamiento de las señales es esencial para mejorar su calidad (Bellos, Stefanou, Tzallas, Stergios, y Tsipouras, 2025). Técnicas como el filtrado y la re-referenciación de las señales son comúnmente utilizadas en trabajos relacionados al área. En la tabla 2 se muestran los distintos métodos de procesamiento utilizados por distintas bases de datos en el estado del arte.

4.4.1. Re-referenciación.

Esta técnica consiste en modificar la referencia entre canales para mitigar diferencias grandes entre los valores de las señales, como el eliminar el efecto de un artefacto en un electrodo, ya que este suele afectar a todos los demás de manera indirecta. Entre las distintas técnicas, una de las estrategias más utilizadas es la re-referenciación por valor medio (mean referencing), en la cual se resta de cada canal el promedio de todos los canales registrados en un instante de tiempo dado. Esta técnica ayuda a reducir el ruido común compartido entre electrodos y mejora la calidad de la señal para su posterior análisis (Lepage, Kramer, y Chu, 2014).
La fórmula matemática de esta re-referenciación se expresa como:

Tabla 1. Experimentos propuestos para adquirir el habla imaginada

Referencia:	Experimento:	Duración del experimento: (segundos)
Dekker y cols. (2023)		8
Zhao y Rudzicz (2015)	1. A 5-second rest state, where the participant was instructed to relax and clear their mind of any thoughts. 2. A stimulus state, where the prompt text would appear on the screen and its associated auditory utterance was played over the computer speakers. This was followed by a 2-second period in which the participant moved their articulators into position to begin pronouncing the prompt. 3. A 5-second imagined speech state, in which the participant imagined speaking the prompt without moving. 4. A speaking state, in which the participant spoke the prompt aloud. The Kinect sensor recorded both the audio and facial features during this stage.	20
Coretto y cols. (2017)		12
Nieto y cols. (2022)		6
Jeong y cols. (2022)		17
Nguyen y cols. (2017)		12

$$x_i'(t) = x_i(t) - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} x_j(t) \tag{1}$$

donde:

- $x_i(t)$ representa la señal original del canal i en el tiempo t,
- $x_i'(t)$ es la señal rereferenciada del canal i,
- N es el número total de canales EEG,
- $\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} x_j(t)$ corresponde al promedio de todas las señales EEG en el instante de tiempo t.

4.4.2. Filtros Butterworth.

Los filtros Butterworth son ampliamente utilizados en el procesamiento de señales de cualquier área. En el área del EEG resultan útiles debido a su respuesta de frecuencia suave y sin ondulaciones en la banda pasante. Su implementación ayuda a eliminar frecuencias no deseadas para su análisis, como la actividad muscular. Otra de sus ventajas es la eliminación de ondas de EEG no deseadas, como las ondas Theta y Delta, en aplicaciones en donde su información no es necesaria (Feng y Xu, 2024). Su función de transferencia en frecuencia para un filtro pasa bajos ideal se define como:

$$|H(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}} \tag{2}$$

donde:

- $|H(j\omega)|$ es la magnitud de la respuesta en frecuencia del filtro,
- ω es la frecuencia angular de la señal de entrada,
- ω_c es la frecuencia de corte del filtro,
- n es el orden del filtro (a mayor n, más abrupta es la transición entre la banda pasante y la de atenuación).

Tabla 2. Procesamiento y características de bases de datos públicas.

Base de datos	Dekker y cols. (2023)	Zhao y Rudzicz (2015)	Coretto y cols. (2017)
Re-referenciación	Si	Valor Promedio	No
Eliminación de Parpadeo	No	EEGLAB Separación ciega de fuentes	No
Filtrado de frecuencias	Filtro pasa banda (FIR de sinc con ventana de Hamming) 1 a 70 Hz . Filtro de rechazo de banda de 49 a 51 Hz.	Filtro pasa banda de 1 a 50 Hz.	Filtro FIR pasa baja de 40 Hz de orden 372 . Filtro FIR pasa alta de 2 Hz de orden 1204.
Forma de la señal (Canales, Datos)	(62, 2048)	-	(6, 2048)
Equipo de Adquisición	TMSi SAGA 64	SynAmps RT	-
Frecuencia de Muestro	1024 Hz	20 KHz	1024 Hz

Tabla 2. Procesamiento y características de bases de datos públicas (Continuación).

Base de datos	Nieto y cols. (2022)	Nguyen y cols. (2017)
Re-referenciación	Valor Promedio	No
Eliminación de Parpadeo	MNE Separación ciega de fuentes	Si
Filtrado de frecuencias	Filtro FIR pasa banda de 0.5 a 100 Hz, de fase cero. Filtro rechaza banda de 50 Hz.	Filtro Butterworth pasa banda de 8 a 70 Hz de orden 5. Filtro rechaza banda de 60 Hz.
Forma de la señal (Canales, Datos)	(128, 1154)	(60, 1280)
Equipo de Adquisición	BIOSEMI 128-channel	BrainProducts ActiCHamp
Frecuencia de Muestro	256 Hz	256 Hz

4.5. Métodos de aprendizaje profundo.

El aprendizaje máquina es el nombre que se le da a los algoritmos que generan conocimiento de información para poder generar predicciones (Raschka, Liu, Mirjalili, y Dzhulgakov, 2022). Una de sus áreas es la del aprendizaje profundo, la cual abarca una serie de arquitecturas de algoritmos que tienen mayores capacidades de aprendizaje que otros métodos, incluso superando las capacidades humanas (Janiesch, Zschech, y Heinrich, 2021). Existen diferentes técnicas y herramientas que constituyen un modelo de aprendizaje profundo, a continuación se describen los utilizados en este trabajo. La mayoría de ellos pertenecen al campo del aprendizaje profundo, mientras que otros, como *Upsample* y *Flatten*, se consideran operaciones auxiliares dentro de las arquitecturas de redes neuronales.

4.5.1. Normalización de Batch

La normalización de batch (Batch Normalization) es una técnica que busca reducir el *internal covariate shift* mediante la normalización de las entradas de cada capa a lo largo del mini-batch (Ioffe y Szegedy, 2015). Las siguientes fórmulas describen el procedimiento:

$$\mu_b = \frac{1}{m_b}\sum_{i=1}^{m_b} x_{ib} \tag{3}$$

$$\sigma_b^2 = \frac{1}{m_b}\sum_{i=1}^{m_b}(x_{ib}-\mu_b)^2 \tag{4}$$

$$\hat{x}_{ib} = \frac{x_{ib}-\mu_b}{\sqrt{\sigma_b^2+\varepsilon}} \tag{5}$$

$$y_{ib} = \gamma\hat{x}_{ib}+\beta \tag{6}$$

donde:

- m_b es el número de muestras en el mini-batch.
- x_{ib} es la entrada a la normalización.
- μ_b es la media del mini-batch.
- σ_b^2 es la varianza del mini-batch.

- ε es un valor positivo pequeño añadido para evitar divisiones por cero al normalizar.
- $\hat{x}_{ib}$ valor normalizado de la entrada.
- γ y β son parámetros aprendibles.
- y_{ib} Salida final de la normalización.

4.5.2. Redes Neuronales Convolucionales (CNN)

Las redes neuronales convolucionales son utilizadas generalmente en imágenes. Su estructura permite adquirir características de las entradas que resultan más relevantes para realizar la clasificación de una muestra. Están originalmente diseñadas para trabajar con datos estructurados en forma de cuadrícula (LeCun, Bottou, Bengio, y Haffner, 1998). La operación fundamental es la convolución discreta bidimensional esta dada por:

$$S(i,j) = (I * K_c)(i,j) = \sum_m \sum_n I(i+m, j+n) \cdot K_c(m,n) \tag{7}$$

donde:

- $S(i,j)$ es el valor resultante de la operación de convolución en la posición (i,j) del mapa de salida.
- I es la imagen de entrada o mapa de activación previo.
- K_c es el tamaño del kernel de convolución.
- i,j son las coordenadas espaciales en la imagen de salida S.
- m,n son los indices que recorren las dimensiones del filtro K.

Sin embargo, pueden adaptarse fácilmente al análisis de datos temporales mediante convoluciones unidimensionales. En el caso de una serie de tiempo unidimensional, la entrada x tiene la forma $x \in \mathbb{R}^{T \times C}$, donde T es la longitud temporal y C el número de canales. La operación de convolución unidimensional se define como:

$$y_c(t) = (x_c * k_c)(t) = \sum_{i=0}^{K_{cu}-1} x_c(t+i) \cdot k_c(i) \tag{8}$$

donde:

- x_c es la entrada de la red
- k_c es el filtro o kernel unidimensional de tamaño K.
- K_{cu} es el tamaño del kernel de convolución unidimensional.
- $y_c(t)$ es el resultado de la convolución en el instante temporal t.

Esta operación permite capturar patrones locales en el dominio temporal, siendo útil para tareas como clasificación de señales, detección de eventos o predicción de series.

4.5.3. Transformer (Encoder)

En el área del procesamiento de lenguaje natural, modelos recurrentes como las *Recurrent Neuronal Network* (RNN) y las redes *Long Short-Term Memory* (LSTM) presentaban los resultados más altos en el estado del arte. Su funcionamiento consiste en analizar secuencialmente la información. Este procesamiento, aunque eficaz en el cálculo de resultados, presentaba métodos poco eficientes. Existían diferentes propuestas para mejorarlos, en las cuales destacaban los mecanismos de atención. Estos permitían generar un modelo de las conexiones entre las dependencias de una secuencia sin importar la distancia entre estas. En esto último, Vaswani y cols. (2017) propone el *Transformer*. Este modelo no utiliza el análisis secuencial como las RNN o LSTM, sino que se basa completamente en el mecanismo de atención y su capacidad de encontrar las dependencias entre las entradas y las salidas. Su encoder consta de múltiples capas compuestas por atención multi-cabeza y redes feedforward:

$$Q = XW^Q, \quad K_t = XW^K, \quad V = XW^V \tag{9}$$

$$\text{Attention Head}(Q,K_t,V) = \text{softmax}\left(\frac{QK_t^\top}{\sqrt{d_k}}\right)V \tag{10}$$

$$\text{MultiHead}(Q,K_t,V) = \text{Concat}(\text{Attentionhead}_1,\ldots,\text{Attentionhead}_h)W^O \tag{11}$$

$$\text{FFN}(x) = \text{máx}(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2 \tag{12}$$

Cada capa del encoder se define como:

$$x'_t = \text{LayerNorm}(x_t + \text{MultiHead}(x_t, x_t, x_t)) \tag{13}$$

$$y_t = \text{LayerNorm}(x'_t + \text{FFN}(x'_t)) \tag{14}$$

donde:

- W^Q, W^K, W^V son las matrices de pesos aprendibles que proyectan la entrada X en los espacios de consulta (Query), clave (Key) y valor (Value), respectivamente.
- d_k Dimensión de las claves y consultas.
- Attention Head(Q, K_t, V) Mecanismo de atención que calcula la importancia de cada token con respecto a los demás.
- h Número de cabezas de atención paralelas en el bloque multi-cabeza.
- MultiHead(Q, K_t, V) Concatenación de múltiples cabezas de atención, seguida por una proyección lineal con pesos W^O.
- W^O Matriz de pesos que proyecta la concatenación de las cabezas de atención a la dimensión original.
- FFN(x) Red neuronal completamente conectada (Feed-Forward Network) aplicada a cada posición de manera independiente, compuesta por dos capas lineales separadas por una activación ReLU.
- W_1, W_2 Matrices de pesos de la primera y segunda capa del FFN, respectivamente.
- b_1, b_2 Vectores de sesgo (bias) para cada capa del FFN.
- x_t Entrada a la capa del encoder.
- x'_t Salida de la subcapa de atención multi-cabeza tras la adición residual y normalización de capa (LayerNorm).
- y_t Salida final de la capa del encoder, luego de aplicar la subcapa FFN, adición residual y normalización.

- LayerNorm Operación de normalización de capa que estabiliza la activación a lo largo de la dimensión de características.

4.5.4. Upsample

El *Upsample* es una operación que incrementa la resolución espacial de un tensor, utilizando métodos como la interpolación por vecino más cercano. Para un factor de escalado s, se define:

$$y_{u(i,j)} = x_{u(\lfloor \frac{i}{s} \rfloor, \lfloor \frac{j}{s} \rfloor)} \tag{15}$$

donde:

- x_u es el tensor de entrada de menor resolución.
- y_u es el tensor de salida con mayor resolución.
- i, j Son las coordenadas espaciales (índice de fila y columna) en el tensor de salida y.
- $\lfloor \cdot \rfloor$ Es la función piso, que redondea un número real hacia abajo al entero más cercano.
- s Es el factor de escalado que determina cuánto se incrementan las dimensiones espaciales (por ejemplo, $s = 2$ duplica el tamaño de la imagen).

4.5.5. Operación de Aplanamiento

La operación de aplanamiento (*Flatten*) transforma un tensor multidimensional en un vector unidimensional. Esta operación reordena las diferentes dimensiones, colocando los datos de una dimensión detrás de los de otra dimensión sin modificar su información.

4.5.6. Fully Connected (Capa Densa)

Una capa completamente conectada aplica una transformación lineal seguida de una activación no lineal:

$$y = f(Wx + b) \tag{16}$$

donde:

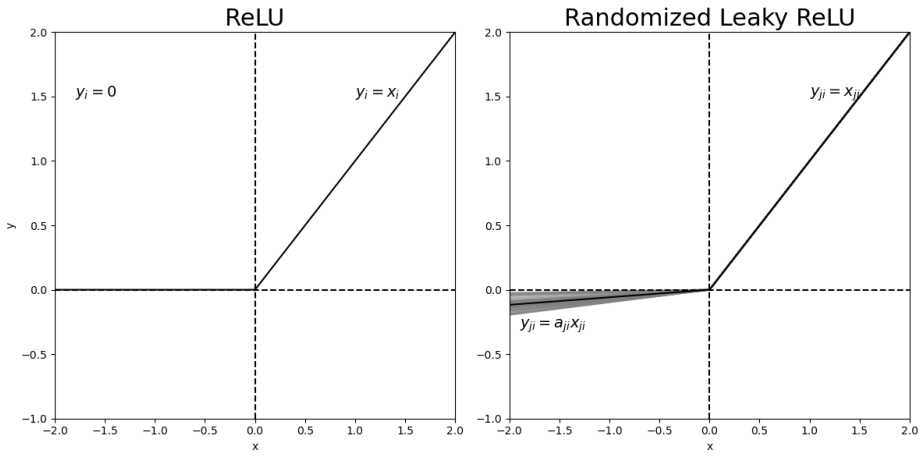


Figura 5: Comportamiento de la funcion ReLu y su variante Randomized Leaky ReLU (RReLu).

- W y b son parámetros aprendibles,
- f es una función de activación como ReLU o tanh.

4.5.7. RReLU (Randomized Leaky ReLU)

RReLU introduce aleatoriedad en la pendiente de la parte negativa para mejorar la generalización como comentan Xu, Wang, Chen, y Li (2015), y esta se define como:

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{si } x \geq 0 \\ ax & \text{si } x < 0, \quad a \sim \mathscr{U}(l,u) \end{cases} \tag{17}$$

El comportamiento de esta función se puede observar en la figura 5.

4.5.8. Dropout

Dropout es una técnica de regularización que apaga aleatoriamente un subconjunto de neuronas, fue introducida por Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever, y Salakhutdinov (2014). Se define como:

$$\tilde{x} = x \odot m, \quad m_i \sim \text{Bernoulli}(p) \tag{18}$$

En la inferencia se aplica escalamiento: $\hat{x} = p \cdot x$.

donde:

- x es el vector de activaciones original antes de aplicar Dropout.
- $\tilde{x}$ es el vector de salida después de aplicar Dropout durante el entrenamiento.
- $\hat{x}$ es el vector de salida durante la inferencia, donde se utiliza escalamiento en lugar de enmascaramiento.
- m es la máscara binaria generada aleatoriamente.
- $m_i \sim \text{Bernoulli}(p)$ Para cada elemento m_i de la máscara es una variable aleatoria que toma el valor 1 con probabilidad p y 0 con probabilidad $1 - p$.
- p Es la probabilidad de mantener (no apagar) una neurona durante el entrenamiento. También se utiliza para escalar las activaciones en la inferencia.

5. Metodología

Para el desarrollo de la presente investigación se plantearon 5 etapas para la generación de la base de datos, iniciando por plantear el experimento para la adquisición de las señales, luego diseñar el sistema de adquisición, la invitación y selección de sujetos de prueba, la segmentación y preprocesamiento de las señales y la validación de la base de datos generada a través de modelos de clasificación. Sus distintas etapas y partes se muestran en la figura 6.

5.1. Planteamiento del experimento

5.1.1. Selección de las palabras.

Basadas en las bases de datos propuestas en Nieto y cols. (2022), Coretto y cols. (2017) y Jeong y cols. (2022), se eligieron un total de 9 palabras en español (“aceptar”, “cancelar”, “arriba”, “abajo”, “derecha”, “izquierda”, “hola”, “ayuda” y “gracias”) y las 5 vocales del español (“a”, “e”, “i”, “o” y “u”), para un total de 14 comandos o *prompts*.

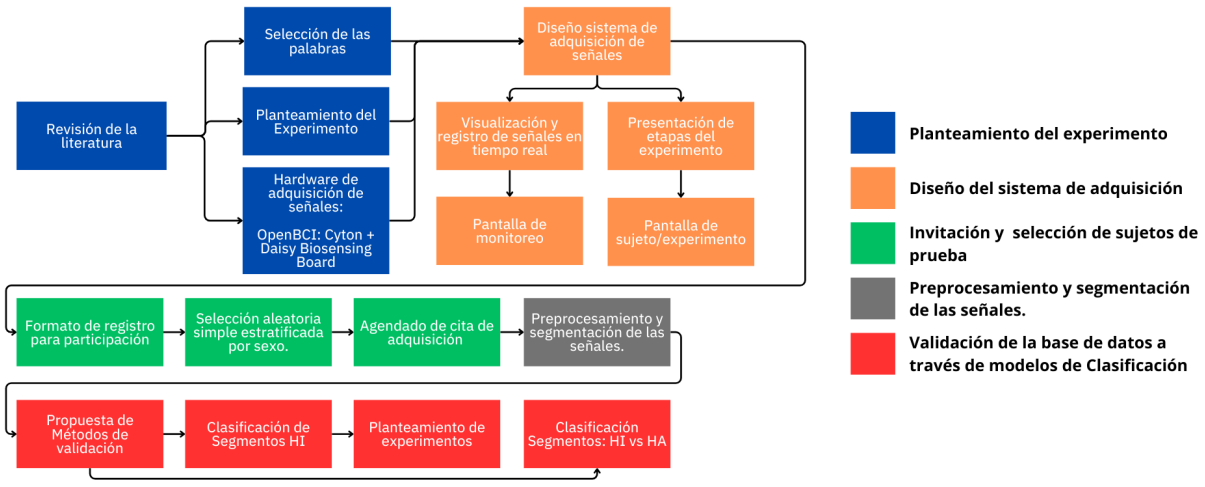


Figura 6: Diagrama de la metodología empleada.

5.1.2. Planteamiento del experimento

Se propuso el experimento presentado en la figura 7 para la adquisición de las señales, basado en las propuestas mostradas en la tabla 1. Según estas fuentes, se planteó un experimento en el cual se lograran adquirir un número de repeticiones por *prompt* de 24 veces, y los diferentes tiempos se ajustaron para que la prueba no generara fatiga en el sujeto de prueba.
La descripción de las etapas es la siguiente:

- Relajación (3 s): el sujeto trata de liberar su mente de cualquier pensamiento y prepararse para las siguientes etapas.
- Estimulo auditivo y visual (3 s): El sujeto escucha por los audífonos la vocalización de una de las palabras y también se muestra en pantalla la palabra.
- Habla imaginada (2 s): Se eliminan los estímulos, indicando al sujeto que realice una vez el proceso de pensar en hablar la palabra que se mostró en el estímulo.
- Estimulo visual (2 s): aparece la misma palabra que el estímulo anterior, solo que no se presenta el sonido.

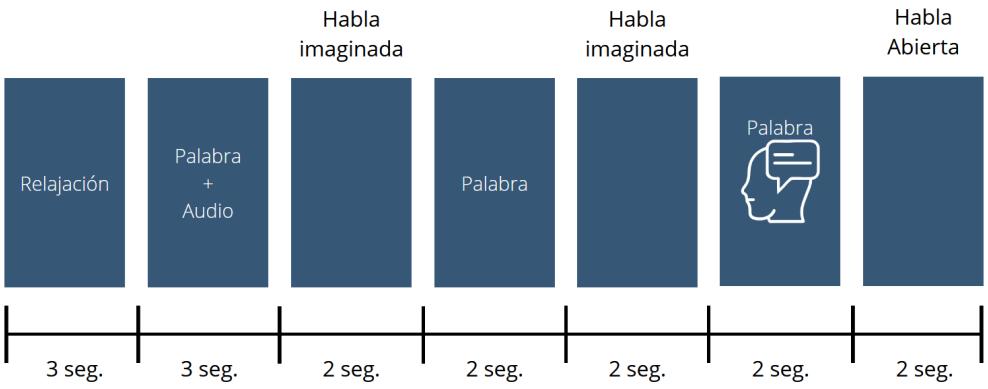


Figura 7: Experimento propuesto para la adquisición del habla.

- Habla imaginada (2 s): Sucede lo mismo que en la etapa de habla imaginada.
- Estimulo visual e indicador de habla abierta (2 s): se le muestra la palabra al sujeto y se acompaña de un indicador de que en la siguiente etapa produzca la vocalización de la palabra en voz alta.
- Habla Abierta (2 s): Desaparece el estímulo y el indicador, indicando al sujeto que realice una vez el proceso de habla abierta de la palabra mostrada en el estímulo.

Esta prueba se repite mostrando una palabra diferente. Cada prueba de una palabra dura 16 segundos, por lo tanto, la duración de adquirir los 14 *prompts* es de 224 segundos (3.733 minutos). A cada participante se le solicitó realizar 1 sesión de 3 pruebas de 15 minutos, para recopilar un total de 24 repeticiones de cada prompt, un total de 336 segmentos por sujeto.

5.1.3. Hardware de adquisición de señales EEG.

Para la adquisición de la base de datos se utiliza el equipo de OpenBCI: Cyton + Daisy Biosensing Boards de electrodos del tipo seco y el casco Ultracortex Mark IV con una modificación para incluir posiciones de electrodos necesarias. Estos se visualizan en la figura 8.

Las modificaciones al casco fueron realizadas a través del software de dibujo asistido por computadora Shapr3d, donde se agregó a la versión Mark IV los electrodos CP3, C5 y FT8 según el sistema 10-20. Esto se realizó siguiendo lo mostrado por Zhao y Rudzicz (2015), donde, según su análisis de las señales para su base de datos propuesta, estos electrodos tenían una mayor correlación con la adquisición de las señales correspondientes a la producción de las palabras en el

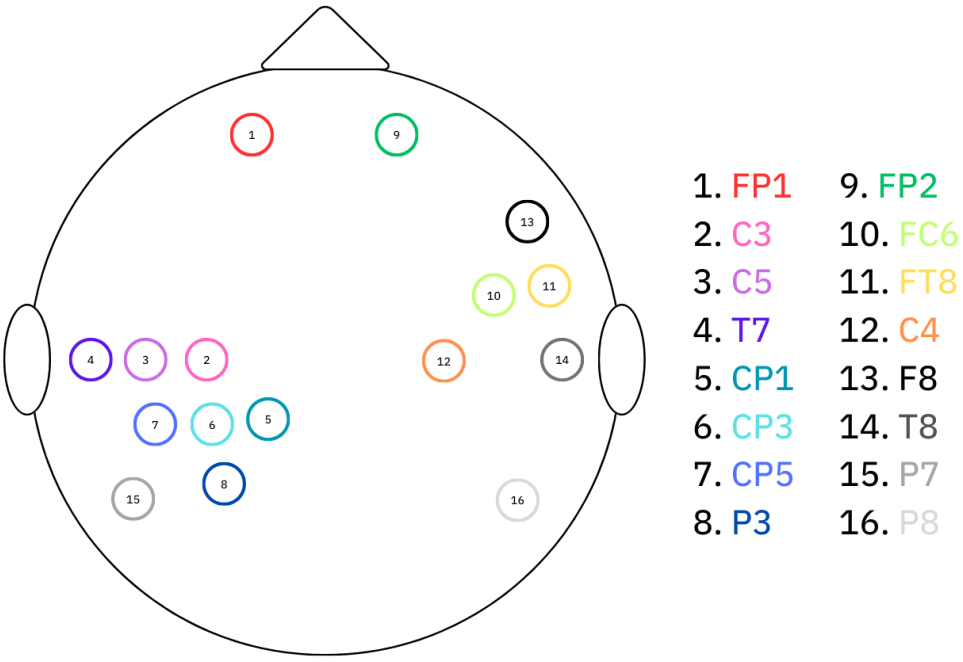


Figura 8: Canales del sistema 10-20 utilizados.

paradigma HI.

El sistema de OpenBCI: Cyton + Daisy Biosensing Board, es un componente integrado de código abierto, con una frecuencia de muestreo de 125 Hz en su versión de conexión por bluetooth. Este integrado cuenta con hasta 16 canales no asignados a una posición para adquirir la información de las señales EEG, por lo cual se pueden ajustar según las necesidades del experimento.

5.2. Diseño de sistema de adquisición de señales

5.2.1. Software para adquisición de las señales

Se diseñó en el lenguaje Python con la librería pyqt5 un programa con el cual se pudieran realizar 2 tareas:

1. Someter al sujeto a los estímulos del proceso del habla e indicarle cuando iniciar su respuesta al estímulo (HI o habla abierta).

2. Monitorear la actividad del EEG del sujeto durante la adquisición de las señales para la detección de anomalías durante el transcurso de la prueba.

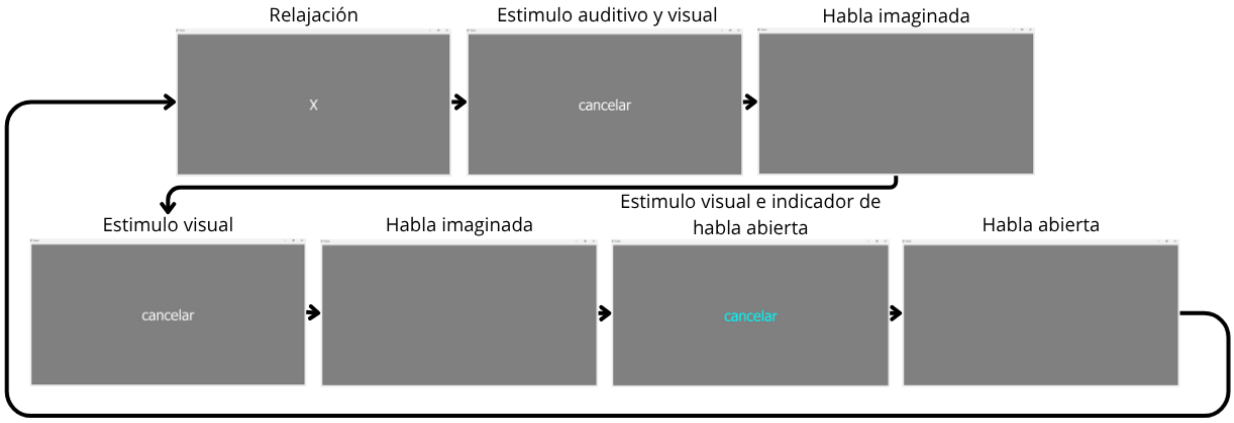


Figura 9: Pantalla del Sujeto. Basado en el experimento de adquisición se muestran las pantallas al sujeto. Las etapas empiezan en el recuadro superior izquierdo y siguen la secuencia planteada.

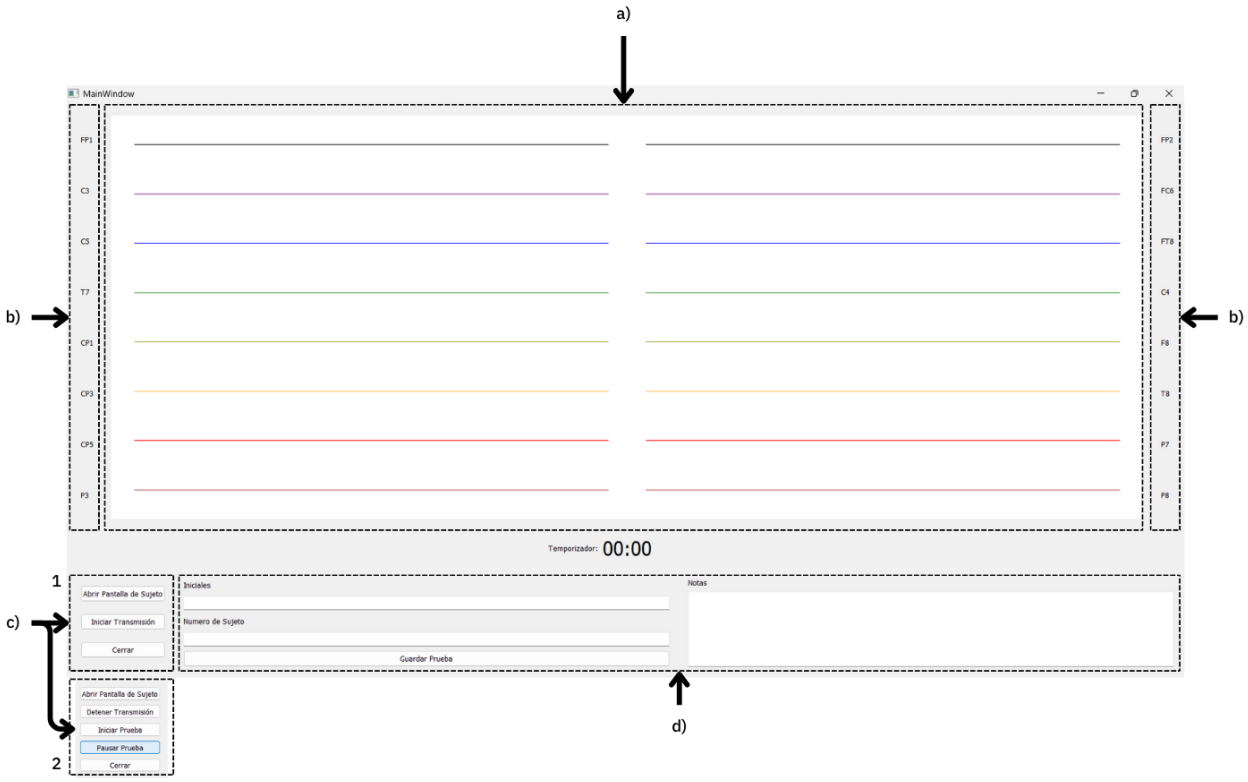


Figura 10: Pantalla de monitoreo. Las secciones de esta pantalla son: a) Señales EEG en tiempo real, b) Etiqueta del sistema 10-20, c) Botones controladores de la prueba, y, d) Entradas para información de la prueba.

Para cumplir con esto se desarrolló un programa que despliega 2 pantallas. Primero, la pantalla de sujeto que muestra los diferentes estímulos y comandos al sujeto, siguiendo la secuencia planteada en el experimento para la adquisición, esta se muestra en la figura 9. Y segundo, la pantalla de monitoreo de la prueba. Esta pantalla se muestra en la figura 10, y tiene los siguientes componentes:

(a) Señales EEG en tiempo real: Se muestran en pantalla los 16 canales que adquiere el equipo, siguiendo un orden por colores para identificar el electrodo al que corresponde.

(b) Etiqueta del sistema 10-20: a la izquierda y la derecha de las señales se muestra la etiqueta correspondiente a cada electrodo.

(c) Botones controladores de la prueba: Con estos botones se controla el flujo de la prueba. Estos botones se presentan en 2 etapas, en la primera se muestra los botones: “Abrir Pantalla de Sujeto”, para desplegar la primera pantalla, “Iniciar Transmisión”, que conecta el software al hardware de adquisición de señales y “Cerrar”, y en la segunda se cambian los botones por: “Detener Transmisión”, que termina la conexión con el harwdware, “Iniciar Prueba”, que al presionarse se empiezan a guardar las señales adquiridas por el hardware y se empiezan a mostrar las diferentes etapas del experimento al sujeto, “Pausar prueba” detiene el registro de los datos y el cambio de las etapas del experimento, al presionarlo cambia por “Continuar Prueba” para continuar con el proceso de adquisición de los datos.

(d) Entradas para información de la prueba: Se muestran 3 campos, número de sujeto, iniciales del participante y notas, en donde se puede agregar comentarios de lo sucedido durante el experimento. Por último, esta sección también tiene un botón de guardado para registrar la prueba en un archivo npz.

5.3. Invitación y selección de sujetos de prueba

5.3.1. Sujetos de prueba.

Considerando los protocolos presentados en Zhao y Rudzicz (2015), Coretto y cols. (2017), Nguyen y cols. (2017) y Nieto y cols. (2022), se designó una muestra de 16 sujetos de prueba, todos ellos mayores de edad y que estuvieran estudiando en la Universidad Autónoma de Chihuahua. Se

pretende que la población sea balanceada entre hombres y mujeres. Todos los sujetos firmaron la Carta de Consentimiento Informado (Anexo 1).

5.3.2. Formato de registro de participante.

Aquellos interesados en participar en el experimento llenaron el FORMATO PARA REGISTRO DE PARTICIPANTE (Google Forms, Anexo 2) , en donde se adquirió la siguiente información:

(a) Edad.

(b) Mano que se utiliza al escribir.

(c) Grado máximo de estudios.

(d) Indicación de alguna discapacidad visual.

(e) Indicación de alguna discapacidad auditiva.

(f) Indicación de alguna discapacidad motora.

(g) Indicación de alguna condición neurológica o abuso de drogas.

(h) Idioma natal.

(i) Se habla algún otro idioma.

(j) Toca algún instrumento música.

5.3.3. Criterios de inclusión.

Los siguientes fueron los criterios para la aceptación de los participantes del estudio:

- Sujetos cuya primera lengua es español.
- Sujetos mayores de 18 años de edad.
- Estudiantes de la Universidad Autónoma de Chihuahua

5.3.4. Criterios de exclusión.

Para el rechazo de los participantes se consideró lo siguiente:

- Sujetos menores de 18 años.
- Sujetos cuya primera lengua es cualquier otra diferente al español.
- Sujetos que se presenten bajo la influencia de sustancias cuyos efectos puedan alterar los resultados del estudio. Ejemplo: Cafeína, Tabaco, bebidas embriagantes, medicinas con efectos sedativos.
- Sujetos que se presenten en ayuno.
- Estudiantes de otra institución de estudios superiores.

5.3.5. Sujetos de prueba y ajustes de la interfaz desarrollada.

Se invitó a un total de 6 sujetos para realizar pruebas del software de adquisición de las señales y medir si los tiempos de la prueba eran adecuados. Estas señales no forman parte del conjunto de pruebas adquiridas.

5.3.6. Selección e Invitación de participantes

De las personas registradas en el formato de participación se separaron por sexo y se invitó aleatoriamente, a través de sorteo, a 10 personas de cada género. Se les mandó una invitación con las indicaciones a seguir para poder participar en el experimento y se agendó su cita para la adquisición de las señales. Una vez que el participante se presentó a su cita, se empezó con presentar la carta de consentimiento informado y se pasó a firmarla por ambas partes.

5.4. Preprocesamiento y segmentación de las señales.

Las señales adquiridas se registran en un archivo npz, como una matriz de 18 filas y un número de columnas determinado por la duración de las pruebas. Las primeras 16 filas corresponden a los canales de EEG, en la fila 17 y 18 regístra como marca de tiempo la palabra que se está mostrando al sujeto y la fase en la que se encuentra en el experimento, respectivamente.

Tabla 3. Segmentación de las pruebas.

	Segmentos	Número de segmentos
Por Prompt	Habla imaginada	24
	Habla abierta	12
	Relajación	12
	Prompt auditivo y visual	12
	Prompt visual	12
	Prompt habla abierta	12

5.4.1. Re-referenciación y filtrado de la señal

Se re-referencio la señal restando en cada señal el promedio de las señales de todos los canales. Para el filtrado se creó un filtro Butterworth pasa banda de 8.º orden con una frecuencia de corte inferior de 8 Hz y una frecuencia de corte superior de 62 Hz, y se utilizó este filtro en cada canal de las señales. También en todos los canales se filtró la frecuencia de 60 Hz con un filtro rechaza banda Butterworth con un factor de calidad de 30.

5.4.2. Segmentación de la señal

Las señales se segmentaron siguiendo la fase en la que se encuentra la señal, y se organizaron según la palabra a la que corresponde. Los segmentos se guardaron en un archivo npz por cada sujeto de prueba. El resultado de la segmentación se puede observar en la tabla 3.

5.5. Validación de la base de datos

Para la validación de la base de datos se sugirieron 2 métodos, con los cuales se pretendía verificar si las señales adquiridas realmente podían servir para clasificar el habla imaginada de un estudio EEG.

5.5.1. Clasificación de segmentos: Habla Imaginada y Habla Abierta

El primer método de clasificación consiste en tomar los segmentos correspondientes al habla imaginada y al habla abierta, y clasificarlos a través de un modelo de aprendizaje profundo. Los resul-

tados de este método nos indicaron si los segmentos entre sí son diferentes. Un método similar fue planteado por Dekker y cols. (2023).

5.5.2. Modelo de clasificación de palabras de Habla Imaginada.

Basado en el modelo propuesto por Gallo y Corchs (2024), se generó una versión adaptada a la base de datos propuesta en este trabajo. Esta adaptación se realizó con el objetivo de poder utilizarse con la base de datos generada en este trabajo, considerando las características del equipo de adquisición de la señal. El modelo conserva la estructura general del enfoque original, pero se modifica para permitir la entrada de señales con dimensión de 16 canales y 240 datos por cada uno, y también tener en consideración el número de clases de cada experimento y la frecuencia de muestreo del equipo utilizado. La figura 11 ilustra gráficamente la arquitectura final utilizada, mostrando los bloques funcionales.

5.5.3. Experimentos de clasificación de habla imaginada.

Para obtener los resultados del modelo, se plantearon los siguientes experimentos para evaluar diferentes combinaciones de las señales adquiridas según su *prompt*. Los experimentos fueron: “Multiclase”, “Palabras”, “Palabras Vs. Vocales”, “Vocales”, y “Palabra: Izquierda Vs. Vocal: I”. Las clases definidas en cada experimento se muestran en la tabla 4.

6. Resultados

6.1. Muestra de sujetos adquirida.

Se adquirieron las señales de 16 sujetos, 9 hombres y 7 mujeres, con un promedio de edad de 22.21 ± 3.92 años, los cuales se presentaron a una sesión de una hora y media donde se les explicó el procedimiento experimental, la justificación y la carta de consentimiento informado. Todos los participantes firmaron la carta e iniciaron el experimento.

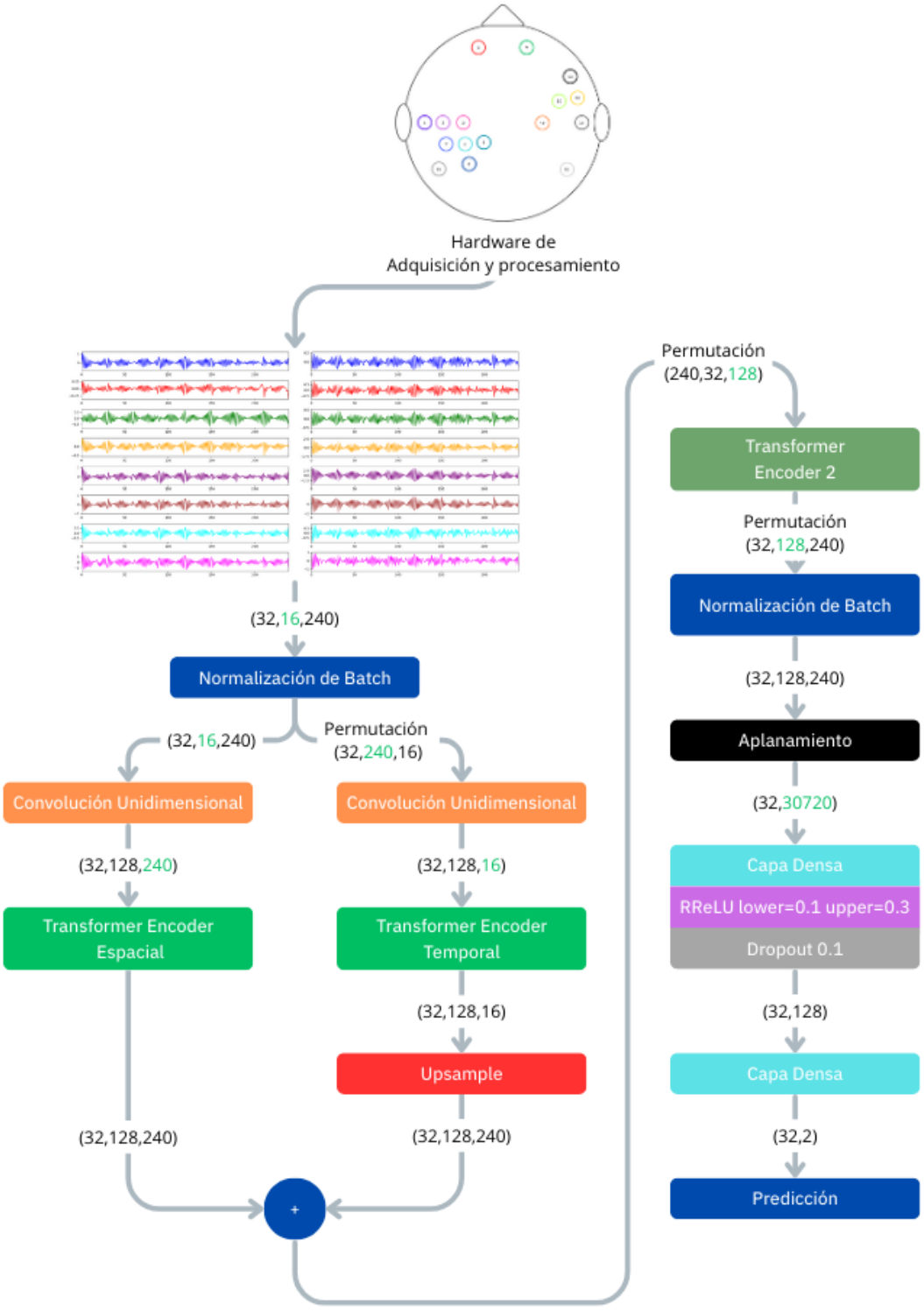


Figura 11: Modelo de aprendizaje basado en Transformers

Tabla 4. Experimentos de clasificación de habla imaginada.

Caso	Multiclase	Palabra Vs. Vocal	Palabras Vs. Vocales	Palabras	Vocales
aceptar	0	-	-	0	-
cancelar	1	-	-	1	-
arriba	2	-	0	2	-
abajo	3	-	0	3	-
derecha	4	-	0	4	-
izquierda	5	0	0	5	-
hola	6	-	0	6	-
ayuda	7	-	-	7	-
gracias	8	-	-	8	-
a	9	-	1	-	0
e	10	-	1	-	1
i	11	1	1	-	2
o	12	-	1	-	3
u	13	-	1	-	4

6.2. Resultados de la experimentación.

6.2.1. Segmentos de habla imaginada generados

De 13 de los 16 sujetos se obtuvieron los segmentos propuestos en la tabla 3, 24 segmentos de habla imaginada por palabra y 12 segmentos en las otras modalidades. El sujeto 5 realizó 30 y 15 segmentos respectivamente. El sujeto 6 solo realizó las pruebas equivalentes a 16 y 8 segmentos respectivamente, este individuo indicó que no podía continuar con la prueba, pero no retiró su participación. Y por último, el sujeto 11 realizó 2 segmentos extra de habla imaginada y 1 de las otras modalidades para completar un total de 384 segmentos de habla imaginada por palabra.

6.2.2. Presentación de eventos adversos y errores en la experimentación.

En las sesiones la prueba se detenía por errores generados por el equipo de adquisición, denotando que por sujeto se tuvieron un promedio 2.68 ± 1.25 errores fatales de las pruebas, es decir, que se interrumpía el experimento y se tenía que reiniciar el equipo de adquisición. Estos no se ven reflejados directamente en las pruebas, ya no quedan registrados en las señales almacenadas en la base de datos.

Durante las pruebas también se registraron los eventos adversos, que se consideraron situaciones por las cuales no era necesario detener el experimento. Uno de estos eventos fue la desconexión de canales durante el procedimiento, la cual se registra como “0” en los datos recuperados durante el experimento. En la tabla 5 se muestran los canales que se desconectaron y el número de participantes en los cuales se presentó este evento adverso. No se eliminaron estos canales para el análisis y clasificación de las señales.

Tabla 5. Número de sujetos en los cuales se desconectaron canales EEG durante los experimentos.

Canal	Cp3	Cp1	P3	Cp5	Fp1	F8	T8	C3	P8
Sujetos	9	5	3	2	2	1	1	1	1

Otros eventos adversos menos frecuentes fueron el movimiento, mareos durante la prueba y el presentarse con cabello húmedo. En el caso del primero, los sujetos movían involuntariamente sus manos o pies, normalmente a manera de ajustar su cuerpo para buscar más comodidad durante

el experimento, a estos se les señalaba que trataran de moverse menos. El movimiento no se presentaba durante periodos largos de tiempo, por lo cual no se descartaron secciones o partes de las señales. En el segundo, solo 3 sujetos indicaron sentir mareo durante el experimento, un sujeto pidió que se detuviera la prueba, sin embargo, en ninguno de los casos el sujeto realizó actividades que presentaran artefactos. En el último caso, solo se tomó nota de 2 sujetos se presentaron con el cabello húmedo.

6.3. Clasificación de las señales.

6.3.1. Clasificación de los segmentos de las etapas habla imaginada y habla abierta.

Se clasificó el total de muestras adquiridas entre etapas del experimento. Después de repetir el experimento 10 veces, se promediaron las precisiones adquiridas, obteniendo un resultado de 78.95 % ± 1.89, generando la matriz de confusión presentada en la figura 12.

6.3.2. Clasificación del habla imaginada.

Para cada experimento se obtuvieron los resultados de la validación del modelo después del entrenamiento 10 veces con las muestras, por cada sujeto, registrando su promedio y desviación estándar. En las figuras 13, 14, 15, 16 y 17 podemos observar el comportamiento de estos resultados. En la tabla 6 se observan los resultados de todos los experimentos.

De estos experimentos también se guardaron las predicciones y las etiquetas reales para graficar las matrices de confusión del promedio de los resultados. En el caso de las figuras 20 y 21, se graficó el total de las 16 matrices correspondientes a cada sujeto. En las figuras 18, 19 y 22 se graficaron los resultados del sujeto que mostró un resultado de precisión mayor que los demás en la mayoría de los casos, el sujeto 5. En el caso del experimento de vocales, el sujeto 6 entregó mejores resultados que el sujeto 5, así que también se muestra en esta figura la matriz de confusión de este sujeto.

En la figura 13 se observan los resultados del experimento de clasificación “Multiclase”, en donde el resultado más alto fue el del sujeto 5, con un 30.87 % ± 1.57 de precisión, superando por 14.73 % al segundo sujeto con mejores resultados, el sujeto 15. En la matriz de confusión de los resultados

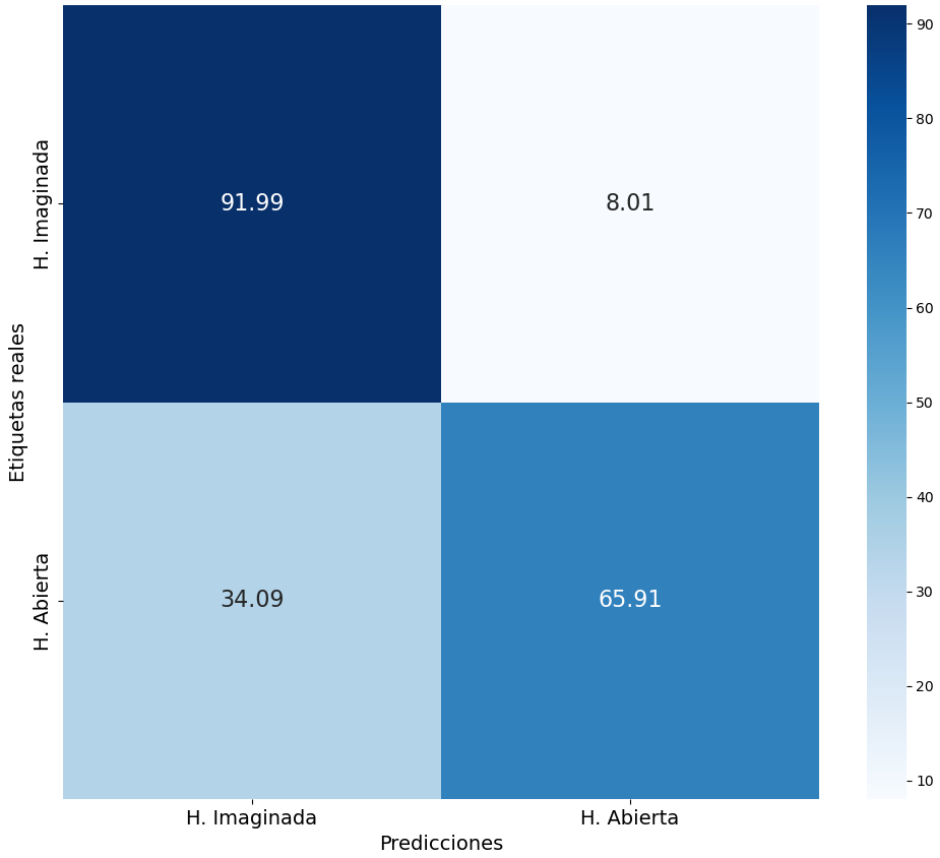


Figura 12: Matriz de confusion de resultados de la clasificación de las etapas habla imaginada y habla abierta.

Tabla 6. Resultados de precisión (%) de los experimentos de clasificación de habla imaginada de todos los sujetos. Multiclase tiene 14 clases, Palabras son 9 clases, Vocales son 5 clases.

Sujeto	Multiclase	Palabras	Palabras Vs Vocales	Palabra vs Vocal	Vocales
1	13.37 ± 2.09	18.62 ± 3.67	63.06 ± 3.12	80.67 ± 4.67	29.44 ± 3.56
2	12.57 ± 1.0	19.23 ± 1.98	67.36 ± 1.12	90.0 ± 6.15	29.44 ± 3.56
3	11.58 ± 0.77	20.62 ± 1.97	60.97 ± 3.43	74.67 ± 4.0	26.94 ± 2.17
4	13.47 ± 0.91	17.23 ± 1.66	64.44 ± 1.88	72.0 ± 4.0	34.72 ± 3.98
5	30.87 ± 1.57	30.49 ± 1.75	67.33 ± 2.0	60.56 ± 4.61	39.33 ± 3.3
6	14.85 ± 2.23	22.73 ± 2.27	64.79 ± 2.18	74.0 ± 8.0	40.83 ± 2.5
7	12.87 ± 0.99	23.69 ± 2.4	68.47 ± 2.41	68.0 ± 7.18	28.33 ± 3.89
8	11.49 ± 0.91	18.46 ± 2.18	63.19 ± 1.28	82.67 ± 3.27	29.44 ± 3.97
9	13.66 ± 0.59	19.08 ± 2.4	60.14 ± 1.97	70.0 ± 4.47	27.22 ± 2.72
10	11.88 ± 0.89	17.23 ± 2.04	60.69 ± 2.49	84.0 ± 8.0	27.78 ± 3.29
11	13.73 ± 1.18	21.41 ± 2.25	54.49 ± 3.21	72.5 ± 5.73	31.03 ± 2.68
12	15.35 ± 1.49	21.54 ± 1.69	62.36 ± 2.1	73.33 ± 4.22	32.5 ± 4.13
13	12.28 ± 0.66	20.0 ± 3.3	59.58 ± 3.37	66.0 ± 3.59	32.78 ± 5.67
14	13.86 ± 1.47	22.92 ± 2.0	64.31 ± 2.92	74.67 ± 6.53	22.22 ± 4.12
15	16.14 ± 1.18	20.0 ± 1.38	65.83 ± 2.58	79.33 ± 5.54	35.0 ± 3.77
16	15.35 ± 1.01	19.69 ± 1.79	69.44 ± 1.76	71.33 ± 6.0	25.56 ± 3.47
Promedio	14.58 ± 4.42	20.81 ± 3.11	63.53 ± 3.72	74.61 ± 7.11	30.79 ± 4.76

del sujeto 5, mostrados en la figura 18, podemos observar que la clase con resultados mayores al 50.00 % precisión son la palabra “derecha” y la vocal “u”. Por otro lado, las clases con resultados menores al 15 % son las palabras “cancelar”, “abajo” y “gracias”.

En cuanto el experimento de clasificación “Palabras”, que se encuentran representados en la figura 14, el resultado más alto fue el del sujeto 5, con un 30.49 % ± 1.75 de precisión, superando al segundo mejor resultado por solo 6.8 %, que fue el sujeto 7. En la figura 19 se puede observar la matriz de confusión de los resultados del sujeto 5, en la cual se visualiza que el la clase mejor clasificada fue la palabra “derecha”, con 61.11 %de predicciones correctas. En cuanto la peor clasificada, la clase fue la palabra “abajo”, con 13.22 % de predicciones correctas.

La figura 15 representa los resultados del experimento de clasificación “Palabras vs. Vocales”. El sujeto con el resultado más alto fue el 16, el cual logro un rendimiento del 69.44 % ± 1.76, superando al sujeto 7, el segundo mejor resultado, por 1.08 %. En cuanto al comportamiento del modelo de clasificación, en la figura 20 se observa que en los 16 sujetos los resultados no tienden a una de las 2 clases, como lo es en el caso del sujeto 16 que las clase “Palabras” y la clase ”Vocales” alcanzaron un 65.00 % y 73.89 % de predicciones correctas, respectivamente. En cambio con el sujeto 7, el modelo logró un desempeño de 74.44 % y 62.5 %, respectivamente.

En el caso del experimento de clasificación “Palabra (“Izquierda”) vs. Vocal (“I”)”, el sujeto 2 alcanzó un 90.0 % ± 6.15 de precisión, superando al segundo mejor resultado por 6.00 %, que es del sujeto 10. En las matrices de confusión de estos resultados se tiene un resultado similar al de la clasificación del experimento de “Palabras vs. Vocales”, donde los resultados no tienden a una de las clases, siendo el caso del sujeto 2 un 95.00 % y 84.29 % de predicciones correctas en la clase “izquierda” y “i”, respectivamente. Y en el caso del sujeto 10, los resultados de predicciones correctas son 80.00 % y 88.57 %.

Por último, en el experimento de clasificación “Vocales”, el modelo logró un mejor desempeño con el sujeto 6, con un 40.83 % ± 2.5 de precisión, superando al segundo mejor resultado por 1.5 %, que pertence al sujeto 5. Para visualizar el comportamiento de estos resultados, se graficaron las matrices de confusión de ambos sujetos, y se pueden visualizar en la figura 21. En el caso del sujeto 5 las clases “a”, “i” y “u” muestran un porcentaje predicciones correctas sobre las otras, con un 45.56 %, un 64.44 % y un 53.33 % respectivamente. En el caso de del sujeto 6 las clases “a”, “e”, “i” y “o” logran un porcentaje de predicciones correctas de 48.00 %, 47.50 %, 42.00 % y 66.00 %,

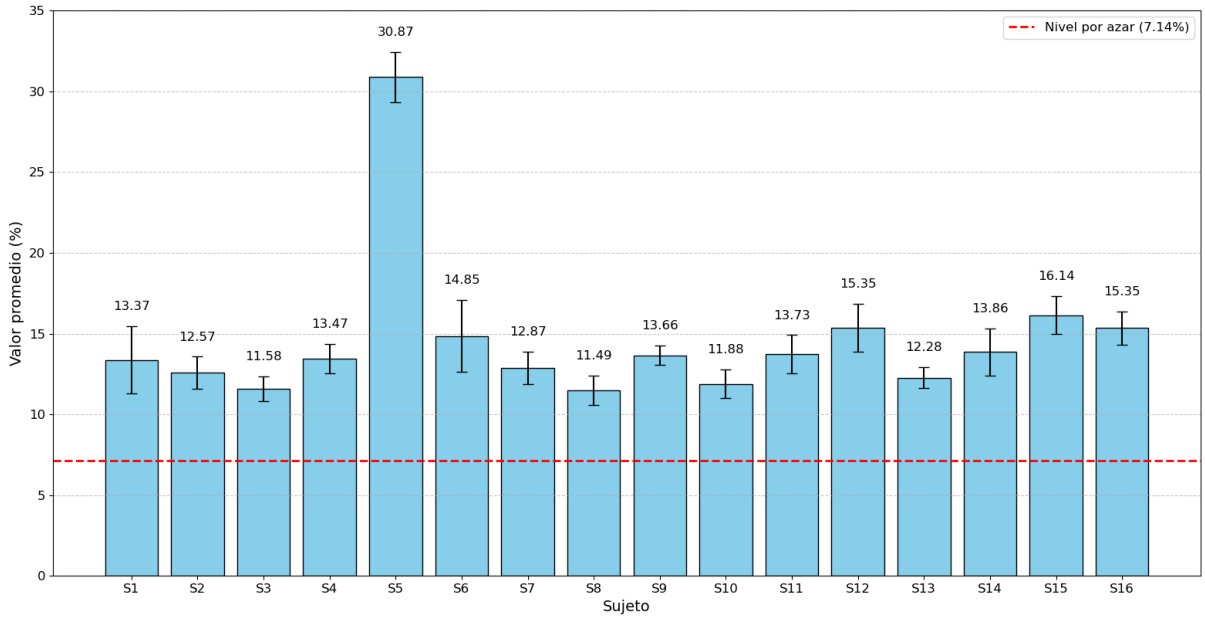


Figura 13: Resultados del experimento de clasificación: “Multiclase”, considerando 14 clases.

respectivamente.

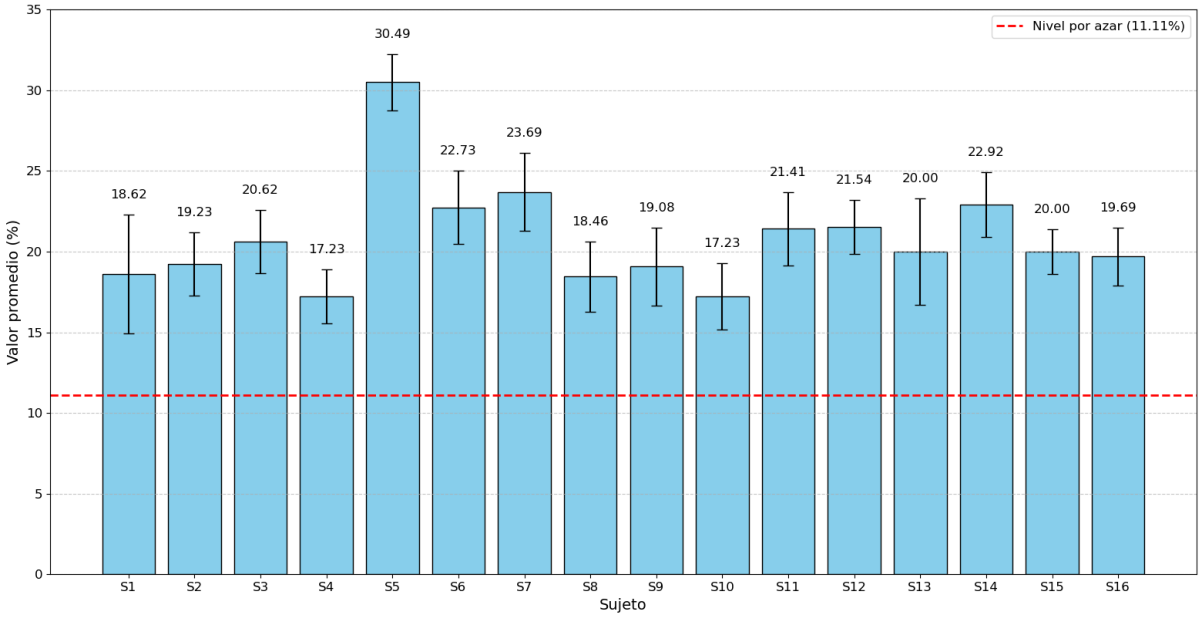


Figura 14: Resultados del experimento de clasificación: “Palabras”, considerando 9 clases.

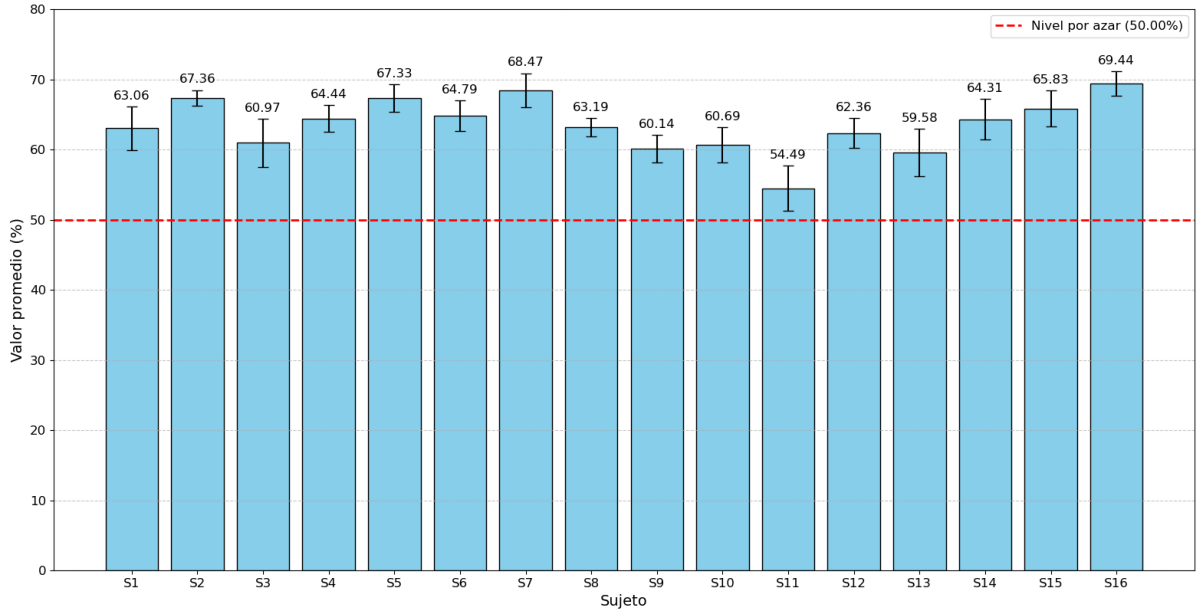


Figura 15: Resultados del experimento de clasificación: “Palabras vs. Vocales”.

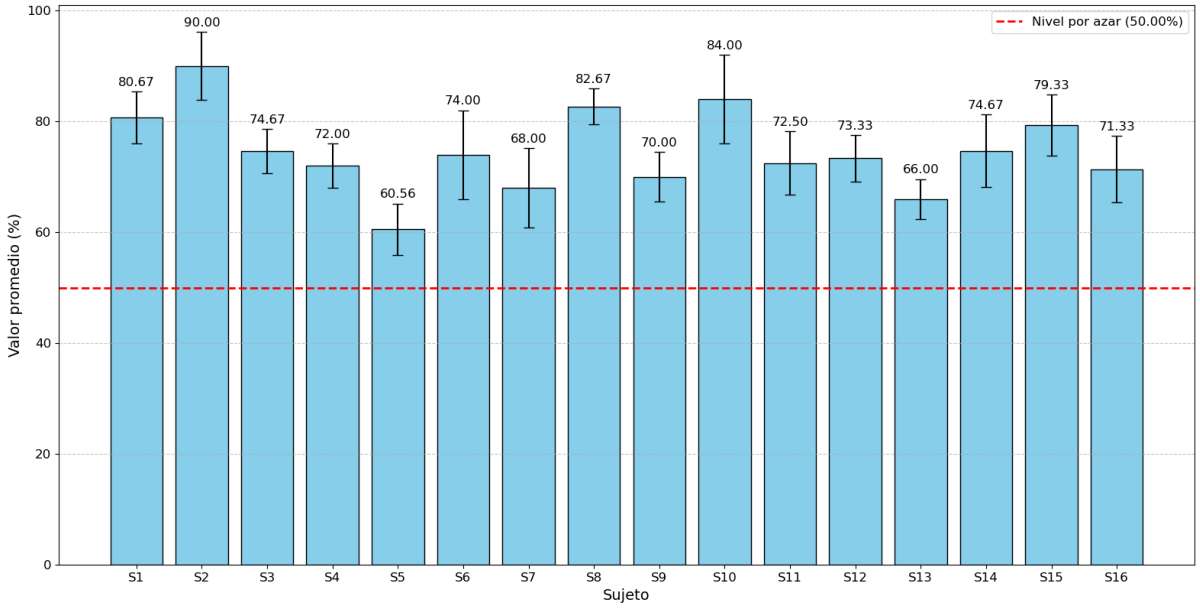


Figura 16: Resultados del experimento de clasificación: “Palabra (“Izquierda”) vs. Vocal (“I”)”.

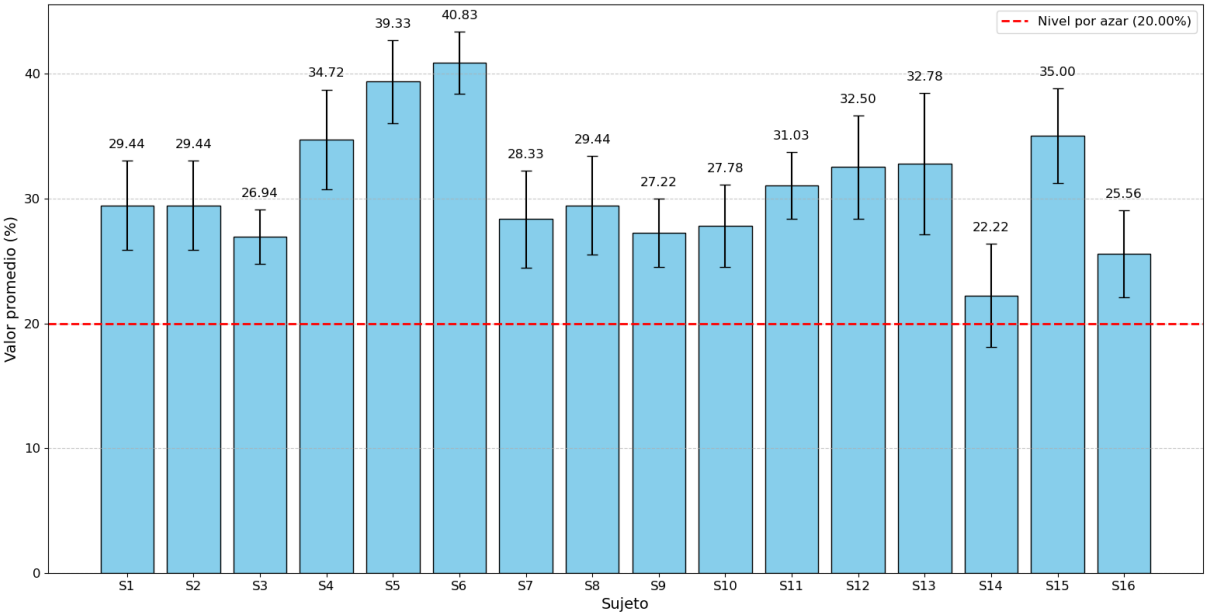


Figura 17: Resultados del experimento de clasificación: “Vocales”, considerando 5 clases.

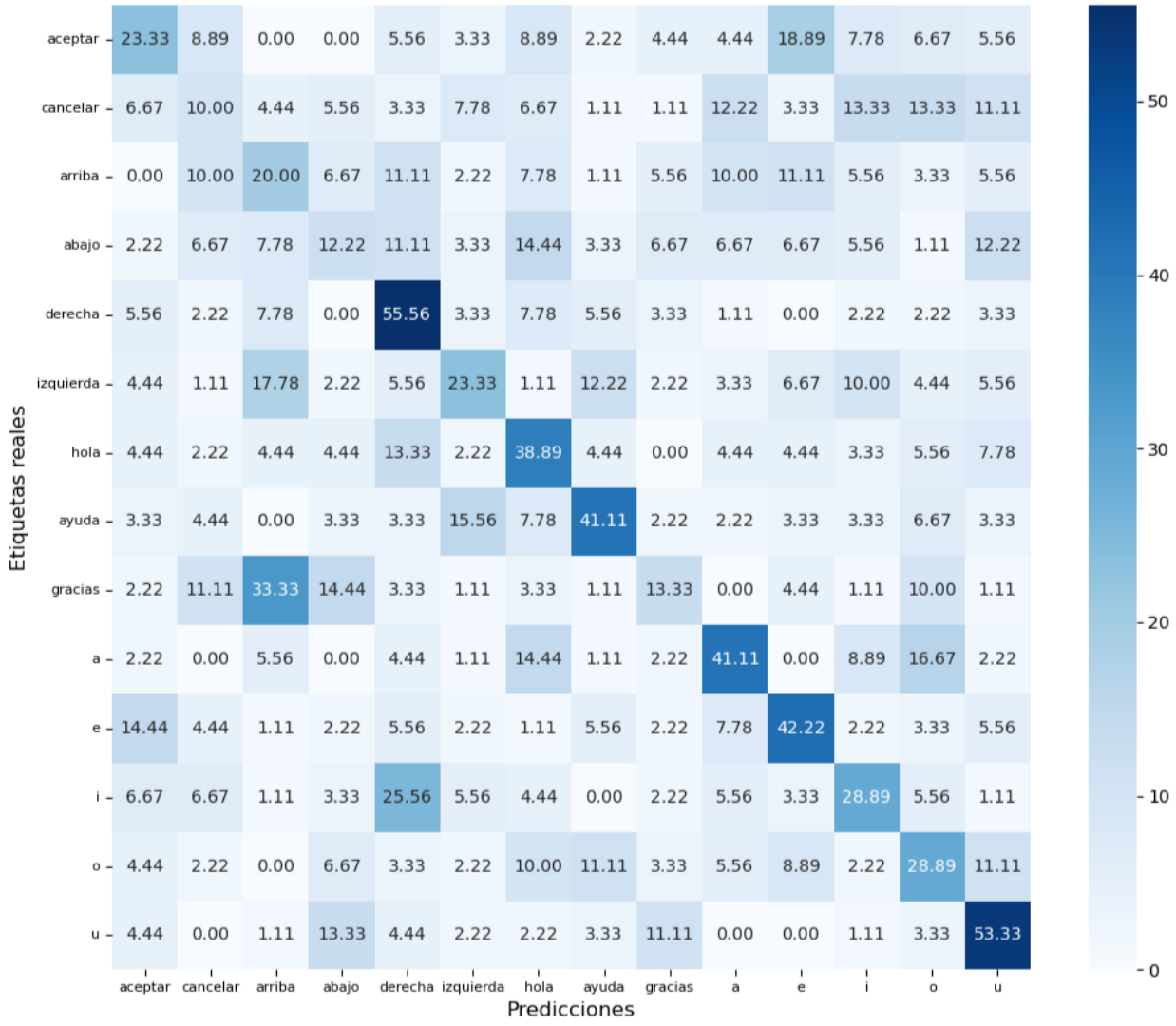


Figura 18: Matriz de confusión promedio (%) de la clasificación del experimento: “Multiclase” del sujeto 5.

Figura 19: Matriz de confusión promedio (%) de la clasificación del experimento: “Palabras” del sujeto 5.

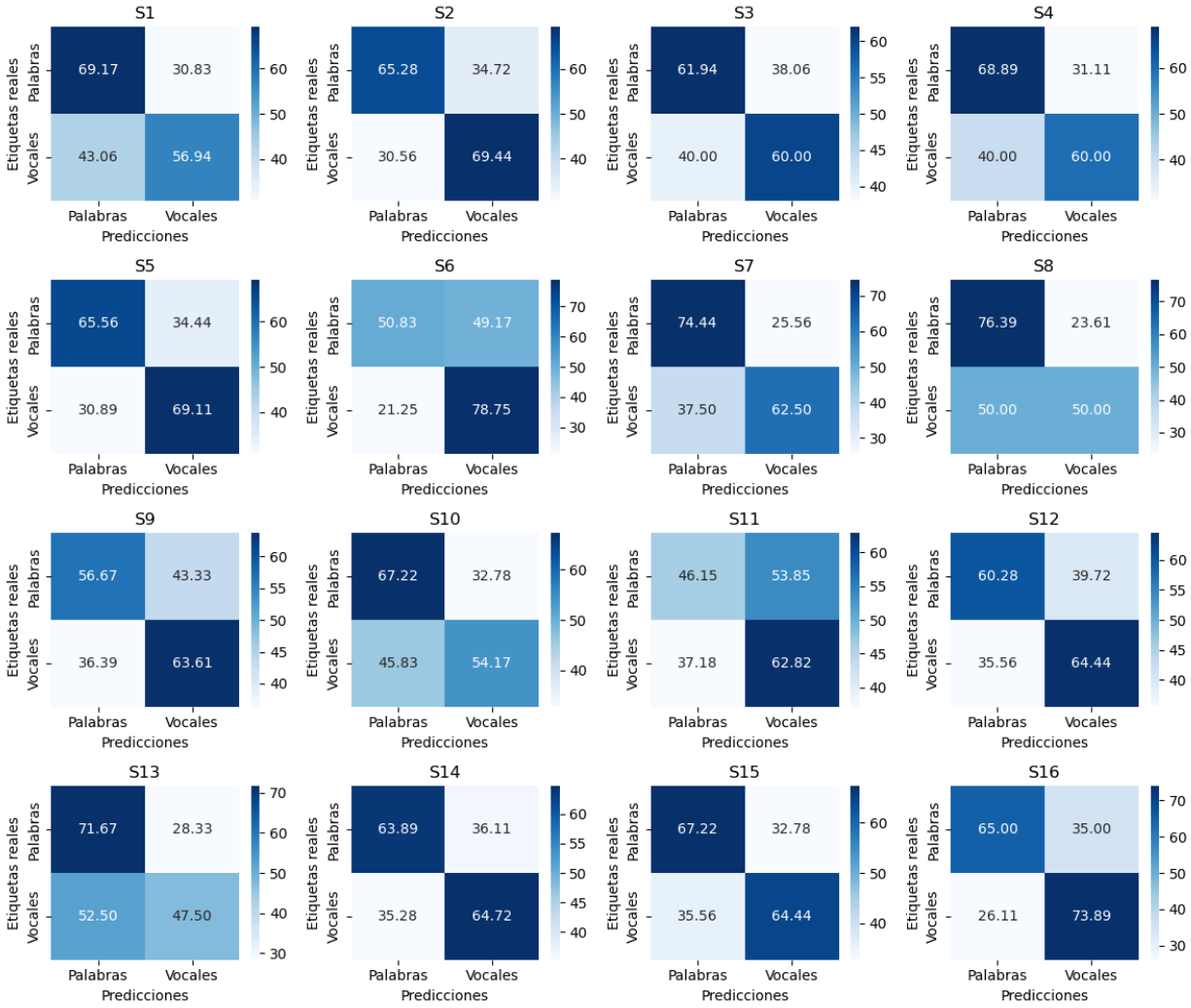


Figura 20: Matrices de confusión promedio (%) de la clasificación del experimento: Palabras vs. Vocales.

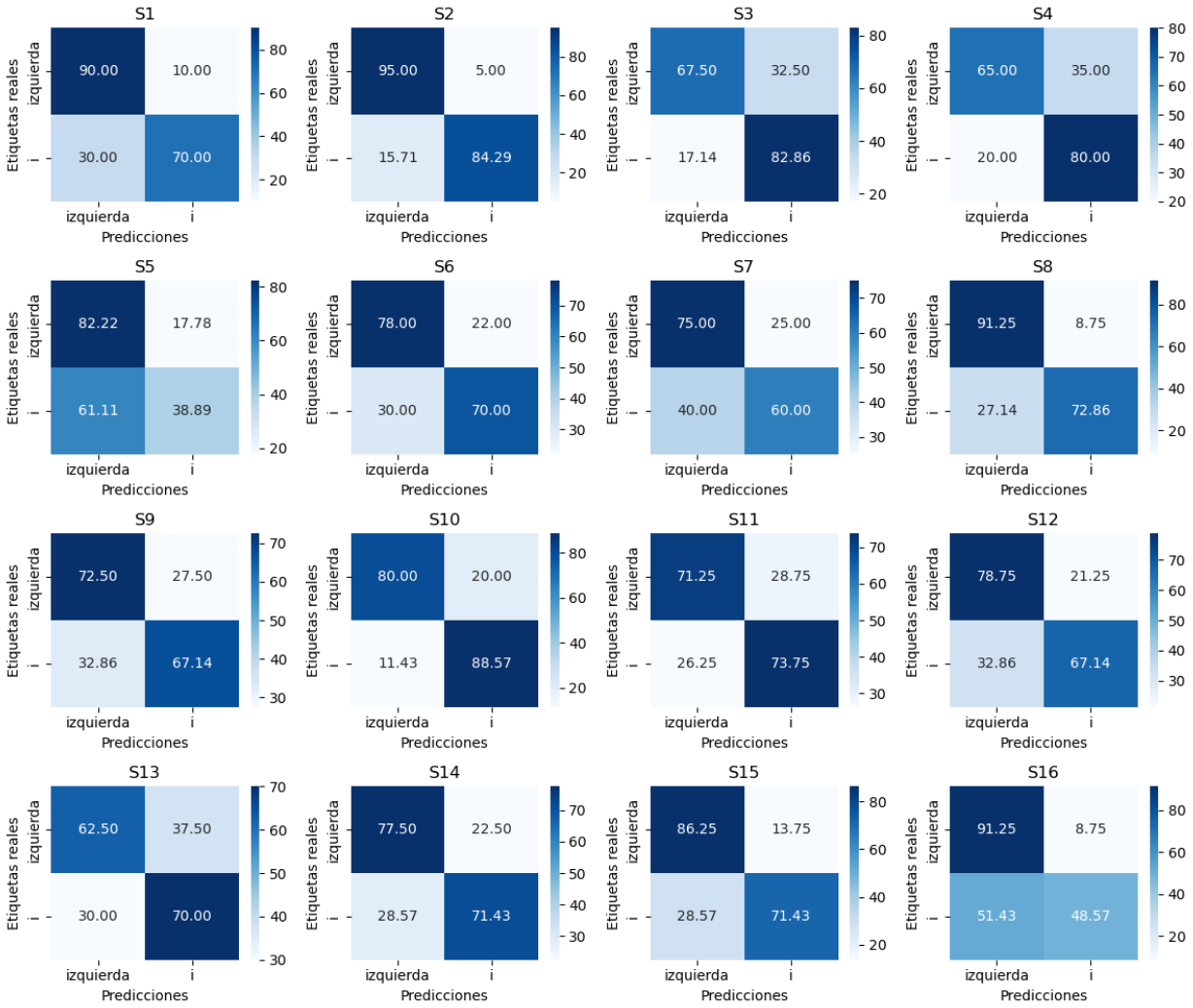
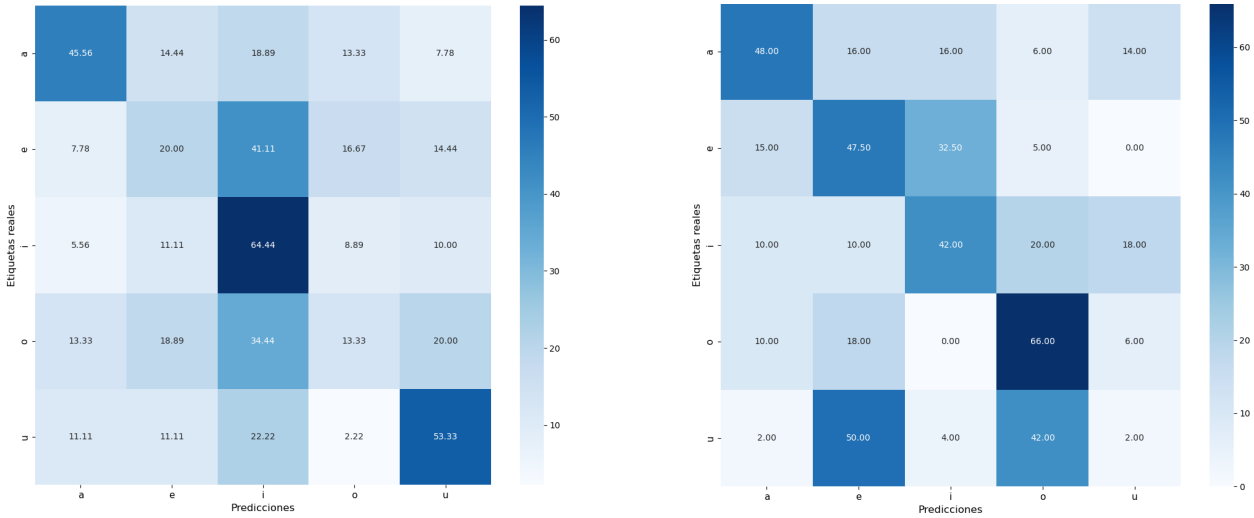


Figura 21: Matrices de confusión promedio (%) de la clasificación del experimento: "Palabra ("Izquierda") vs. Vocal ("I")".



(a) Resultados del Sujeto 5.

(b) Resultados del Sujeto 6.

Figura 22: Matrices de confusión promedio (%) de la clasificación del experimento: "Vocales".

7. Discusión

7.1. Comparacion de la muestra de sujetos con otras bases de datos.

La muestra adquirida, descrita en la sección 7.1, está dividida en 56.25 % hombres y 43.75 % mujeres, logrando un balance entre ambos géneros en los resultados. De 5 bases de datos públicas, solo la presentada por Coretto y cols. (2017) considera una muestra de sujetos similar, en donde de 15 sujetos, 53.33 % son hombres y el 46.66 % mujeres. Esto permite hacer un análisis pertinente de los algoritmos utilizados para clasificar las señales, al poder demostrar que las características de género no influyen en el resultado. Las características de la población de otras bases de datos y la propia se pueden observar en la tabla 7.

7.2. Errores en la adquisición de señal del equipo utilizado.

La presentación de errores del dispositivo estaba relacionada a 2 cuestiones del equipo: la primera, el hecho de depender de un buffer que envía las señales a otro dispositivo cada cierto tiempo, y la segunda, el hecho de que esto significa que el equipo primero acumula datos de las señales, los cuales transmite al software desarrollado como un paquete. Este mecanismo de trabajo permite que el dispositivo utilizado pueda utilizarse en su configuración de fábrica, pero si el buffer se satura o

Tabla 7. Datos de la población en comparación con bases de datos públicas.				
Base de Datos	Hombres	Mujeres	Zurdo	Edad
Dekker y cols. (2023) (n=20)	30 %	70 %	10 %	24.6±1
Zhao y Rudzicz (2015) (n=12)	66.66 %	33.33 %	0 %	27.4±5
Coretto y cols. (2017) (n=15)	53.33 %	46.66 %	6.66 %	25±0
Nieto y cols. (2022) (n=10)	60 %	40 %	0 %	34±10
Nguyen y cols. (2017) (n=15)	73.33 %	26.66 %	6.66 %	27±7
Propia n=(16)	56.25 %	43.75 %	12.50 %	22.68±4.14

si el acumulado de datos se corrompe de alguna manera, la señal transmitida es incorrecta, generando un error (Knierim, Bleichner, y Reali, 2023). Ambos problemas se solucionaban de la misma manera, reiniciando el equipo e iniciando una nueva prueba, pero el software desarrollado permitía pausar las pruebas cuando se detectaban estos eventos y guardar las señales aunque el proceso experimental no hubiera terminado. Después, en el procesamiento se eliminaban los segmentos con errores. Peterson, Galván, Hernández, y Spies (2020) presenta en su trabajo un análisis de la factibilidad del uso de este dispositivo, y concluye que su utilización es adecuada a pesar de los eventos de desconexión, ya que en comparativa con equipos de grado clínico, entrega resultados apropiados para la clasificación de eventos relacionados al paradigma de EEG. Por otro lado, las pruebas entregaron resultados similares.

7.3. Analisis de los resultados contra base de datos públicas.

Para la validación de la base de datos en la sección se plantearon 5 experimentos. Todos los resultados muestran un rendimiento mayor que el resultado por azar, mostrados en la tabla 8, indicándonos que el modelo planteado lograba distinguir entre rasgos característicos de las clases probadas en los distintos casos. Sin hacer una comparativa directamente, se puede observar que esta metodología fue utilizada en distintas bases de datos públicas para la validación de sus señales (Nguyen y cols., 2017, Zhao y Rudzicz, 2015, Coretto y cols., 2017). En el caso del resultado del experimento “Multiclase” (14.58 % ± 4.42), el experimento “Palabra vs Vocal” (74.61 % ± 7.11),

Tabla 8. Resultados de los experimentos comparados con el nivel por azar

Experimento	Precisión Promedio (%)	Nivel por azar.
Multiclase	14.58 ± 4.42	0.07
Palabras	20.81 ± 3.11	0.11
Palabras Vs Vocales	63.53 ± 3.72	0.50
Palabra vs Vocal	74.61 ± 7.11	0.50
Vocales	30.79 ± 4.76	0.20

Tabla 9. Comparación de resultados con otras bases de datos.

Base de datos	Coretto y cols. (2017) (n=20)		Nguyen y cols. (2017) (n=15)		Gallo y Corchs (2024) (n=10)
Experimento de Clasificación	Vocales	Palabras (6 clases)	Vocales (3 clases)	Palabra Larga Vs. Palabra Corta	Palabras (4 clases)
Precisión Promedio (%)	22.32 ± 1.81	18.58 ± 1.47	49.0 ± 2.4	80.1 ± 8.0	40.8 ± 3.6
Propia (n=16)	**30.79 ± 4.76**	**21.55 ± 0.24**	**50.00 ± 7.73**	75.87 ± 12.97	**45.75 ± 6.65**

el experimento “Palabras vs Vocales” (63.53 % ± 3.72), no podemos comparar estos resultados con otras bases de datos porque no presentan estos casos.

El experimento “Vocales” y el experimento “Palabras”, son similares a aquellos publicados por distintos autores o en algunos casos solo se disminuía el número de clases para coincidir con lo presentado por cada base de datos. Los resultados se muestran en la tabla 9 y se describen a continuación.

Coretto y cols. (2017) indica una precisión de 22.32 % ± 1.81 en la clasificación de las mismas vocales que se clasificaron en la base de datos propia, en la cual se obtuvo un resultado de 30.79 % ± 4.76. También este autor presenta la clasificación de 6 palabras en español, “arriba”, “abajo”, “derecha”, “izquierda”, “adelante” y “atrás”, obteniendo un resultado de 18.58 ± 1.47 %. Para realizar la comparación, las últimas 2 palabras no se encuentran en nuestra base de datos y fueron sustitui-

das por “aceptar” y “cancelar” al momento de entrenar el modelo para tener el mismo número de clases. El resultado obtenido fue de 21.55 % ± 0.24. En ambos casos se superó lo presentado por el autor.

Al realizar la comparativa con lo presentado por Nguyen y cols. (2017), se pueden hacer 2 comparativas. En la primera, el autor clasificó las vocales “a”, “i” y “u” en el idioma inglés, logrando una precisión de 49.0 % ± 2.4, y en el caso propio al disminuir las clases del experimento “Vocales” se obtuvo una precisión de 50.00 % ± 7.73. En el segundo caso, las bases de datos no se pueden comparar directamente, el autor clasifica las palabras “out” e “independent”, en inglés, obteniendo un 80.1 % ± 8.0 de precisión, pero para poder encontrar un resultado comparable se clasificaron la palabra “hola” y la palabra “izquierda”, siendo la palabra más corta y la más larga de nuestra base de datos, imitando lo propuesto por la otra base de datos. El resultado obtenido fue un 75.87 % ± 12.97 de precisión. Solo en el primer resultado se superó a los publicados, y en el caso del segundo es importante mencionar que sus experimentos se realizaron solo con 6 sujetos, en cambio, nuestros resultados son adquiridos con 16 sujetos, y si se tomaron solo los 6 mejores resultados del modelo propuesto, la precisión hubiera alcanzado un promedio de 90.45 % ± 6.76.

Comparado con las metodologías de clasificación propuesta por estos 2 autores en sus reportes, nuestros resultados entregan resultados similares, superando en algunos casos de experimentación. Pero para también tener una comparativa de la implementación del modelo utilizado, se hizo una comparación con los resultados de Gallo y Corchs (2024), el cual para la validación de su modelo de aprendizaje utilizó la base de datos presentada por Nieto y cols. (2022), logrando un rendimiento de 40.8 % ± 3.6 de precisión. Este resultado se obtiene de la clasificación de las palabras “arriba”, “abajo”, “derecha” e “izquierda”, que también pertenecen a nuestro grupo de clases, por lo cual se disminuyó el número de clases del experimento de “Palabras” a las mismas que las propuestas por Gallo. Con esto, el modelo alcanzó un resultado en promedio de 45.75 % ± 6.65 de precisión, superando a lo logrado por el autor.

8. Conclusión

En este trabajo se desarrolló una base de datos de señales EEG asociadas a la producción de habla imaginada. Para ello, se diseñó un proceso estructurado por etapas, considerando la selección de

sujetos, las palabras estímulo, el protocolo experimental, el procesamiento de señales y su posterior clasificación para validación.

Los resultados obtenidos en esta última etapa muestran un desempeño comparable, e incluso superior en algunos casos, al de otras bases de datos públicas disponibles. Este hallazgo destaca la relevancia del estudio, al demostrar que es posible obtener resultados competitivos utilizando equipos de bajo costo y código abierto, lo cual favorece el desarrollo de investigación accesible y reproducible en este campo.

Además, al hacer pública la base de datos generada, se invita a otros investigadores a replicar, validar y mejorar los resultados presentados, fomentando el avance colaborativo en el área de interfaces cerebro-computadora.

Cabe mencionar que una limitación del estudio es que el análisis se realizó de forma individual por sujeto, sin considerar modelos generalizables entre múltiples participantes. Como trabajo futuro, se sugiere investigar estrategias de clasificación inter-sujeto, lo que representaría un paso clave hacia la implementación de sistemas asistivos más robustos y generalizables.

En conclusión, la base de datos propuesta representa una alternativa válida y accesible para continuar generando conocimiento en el paradigma de habla imaginada, con el potencial de contribuir al desarrollo de tecnologías que asistan a personas que han perdido la capacidad de comunicarse verbalmente.

9. Anexos

1. Cuestionario de registro de participación.

   FORMATO PARA REGISTRO DE PARTICIPANTE (Google Forms)

   A través de este cuestionario estarías registrando tu participación para ser un sujeto para un estudio de electroencefalograma para poder observar el proceso de habla imaginada en tu actividad cerebral. El siguiente formato registra tus datos para poder ser partícipe del proyecto, pero solo una muestra de todos los participantes será seleccionada al AZAR; si eres seleccionado recibirás un correo con las indicaciones para la siguiente fase y la fecha de tu cita para realización del estudio. EL REGISTRO NO IMPLICA QUE EN CASO DE SER CONTACTADO ESTÉS OBLIGADO A PARTICIPAR, PUEDES RETIRAR TU PARTICIPACIÓN EN CUALQUIER MOMENTO.

   a) Correo electrónico: (Solo se usará para contactarte en caso de ser elegido)

   b) Edad.

   c) Sexo.

   d) Mano que se utiliza al escribir.

   e) Grado máximo de estudios.

   f) Indicación de alguna discapacidad visual.

   g) Indicación de alguna discapacidad auditiva.

   h) Indicación de alguna discapacidad motora.

   i) Indicación de alguna condición neurológica o abuso de drogas.

   j) Idioma natal.

   k) Se habla algún otro idioma.

   l) Toca algún instrumento musical.

2. Cuestionario y formato de registro de sesión.

FORMATO PARA REGISTRO DE SESIÓN EEG

Número de sesión: _____

Número de Sujeto: _____ Fecha y hora: _____

Formato de Sesión

- ¿Te encuentras en estado de ayuno?

  Si No

- ¿Has consumido Cafeína en las últimas 8 horas? Ejemplos: café, bebidas de cola y té.

  Si No

- ¿Te encuentras bajo el efecto de algún medicamento con efecto sedativo?

  Si No

- ¿Has consumido alcohol y/o tabaco en las últimas 12 horas?

  Si No

- ¿Has consumido alguna droga en las últimas 72 horas?

  Si No

- ¿Algún malestar físico que desees reportar antes de iniciar la prueba?

  Si No

Notas y/o observaciones de la sesión.

_____

_____

_____

_____

_____

3. Consentimiento informado.

CONSENTIMIENTO INFORMADO:

“PROTOCOLO EXPERIMENTAL PARA LA ADQUISICIÓN DE UNA BASE DE DATOS EEG PARA UNA INTERFAZ CEREBRO-COMPUTADORA (BCI) ENFOCADA A TAREAS DE HABLA IMAGINADA”

Nombre del Investigador principal: Luis Raúl Sigala González

Sede del Sitio de Investigación: Facultad de Ingeniería UACH

Número de Teléfono:

Introducción

A través del presente, queremos invitarlo(a) a participar voluntariamente en el estudio, que tiene como objetivo recopilar datos obtenidos a través de un dispositivo EEG de su actividad cerebral al ser estimulado a través de una prueba diseñada para obtener información de sus procesos cognitivos del habla, conocidos como habla imaginada.

Justificación

Diferentes investigaciones han demostrado el buen funcionamiento de sistemas BCI basados en EEG para el desarrollo de aplicaciones que ayuden a personas que han sido afectadas por un trastorno neurológico del lenguaje a interactuar con su entorno. Por tal motivo, es de gran importancia el continuar con el desarrollo de sistemas que ayuden a pacientes diagnosticados con este tipo de padecimientos a mejorar su calidad de vida. La mayoría de las bases de datos públicas que se tienen disponibles en la literatura, fueron adquiridas con usuarios angloparlantes, por tal motivo es de gran importancia el adquirir una nueva base de datos enfocada a usuarios hispanoparlantes.

Una vez que se cuente con esta base de datos, la información EEG será analizada y procesada por investigadores de la Universidad Autónoma de Chihuahua, para poder así desarrollar nuevos modelos de Inteligencia Artificial y contribuir al desarrollo de nuevas tecnologías enfocadas a sistemas BCI. Tanto la base de datos que se espera crear, como los modelos de Inteligencia Artificial que se desarrollen, serán de acceso libre a la comunidad científica, cuidando en todo momento que la información personal obtenida en este estudio sea mantenida de manera confidencial.

Beneficios del estudio

Este estudio no le proporciona beneficio económico, tampoco implica gasto extra para Usted. Las técnicas utilizadas están descritas en la literatura.

Procedimiento del estudio

El estudio esta conformado por una prueba compuesta de diferentes etapas para la adquisición de las señales EEG, el Ultracortex Mark IV EEG Headset Large, donde se te colocara un dispositivo no invasivo para adquisición de estas señales y durante una sesión de 30 minutos, tendrás que realizar el procedimiento indicado por el aplicador de la prueba.

Riesgos asociados al estudio

De acuerdo al **Artículo 17** de la Ley General de Salud es Materia de Investigación para la Salud, este estudio se considera con un riesgo mínimo.

Puntos importantes que Ud. debe recordar:

- Su decisión de participar en el estudio es voluntaria.

- No habrá ninguna consecuencia desfavorable para Usted, en caso de no aceptar la invitación.
- No tendrá que realizar gasto alguno durante el seguimiento del estudio
- No recibirá pago por su participación en este estudio de investigación.
- En el transcurso del estudio Usted podrá solicitar información actualizada sobre el mismo, al investigador responsable.
- La información obtenida en este estudio, utilizada para la identificación de cada paciente, será mantenida con confidencialidad por el grupo de investigadores, es decir, ni su nombre ni sus datos son utilizados en ningún momento durante y después del estudio. Siguiendo el Artículo 16 del Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Investigación para la Salud.

Si considera que no hay dudas ni preguntas acerca de su participación, agradecemos que firme de conformidad.

Carta de consentimiento informado:

Yo, _____

esetudiante de la Universidad Autónoma de Chihuahua, he leído y comprendido la información anterior y mis preguntas han sido aclaradas de manera satisfactoria. Entiendo que los datos globales del estudio pueden ser publicados o difundidos manteniendo mis datos personales en anónimo. Consiento voluntariamente participar en este estudio.

_____

Nombre del Participante Firma del Participante Fecha de la firma

He explicado a. _____

la naturaleza y los propósitos de la investigación, informé acerca de los riesgos y beneficios que implica su participación, se respondieron a las preguntas en la medida de lo posible y he preguntado si tiene alguna duda. Una vez concluida la sesión de preguntas y respuestas, se

procedió a firmar el presente documento.

Nombre del Aplicador CI. Firma del Aplicador Fecha

Testigo 1 (Nombre y Firma) Fecha

Testigo 2 (Nombre y Firma) Fecha

10. Referencias

Referencias

Referencias Acharya, A. B., y Dulebohn, S. C. (2022, 5). Broca aphasia. *StatPearls*. Descargado de https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK436010/

Referencias Acharya, A. B., y Wroten, M. (2022, 5). Wernicke aphasia. *StatPearls*.

Referencias Ajanki, A., Billinghurst, M., Gamper, H., Järvenpää, T., Kandemir, M., Kaski, S., ... others (2011). An augmented reality interface to contextual information. *Virtual reality*, *15*, 161–173.

Referencias Bellos, C., Stefanou, K., Tzallas, A., Stergios, G., y Tsipouras, M. (2025). Methods and approaches for user engagement and user experience analysis based on electroencephalography recordings: A systematic review. *Electronics*, *14*(2), 251.

Referencias Blankertz, B., Muller, K.-R., Krusienski, D., Schalk, G., Wolpaw, J., Schlogl, A., ... Birbaumer, N. (2006). The bci competition iii: validating alternative approaches to actual bci problems. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *14*(2), 153-159. doi: 10.1109/TNSRE.2006.875642

Referencias Bocquelet, F., Hueber, T., Girin, L., Chabardès, S., y Yvert, B. (2016). Key considerations in designing a speech brain-computer interface. *Journal of Physiology-Paris*, *110*(4, Part A), 392-401. (SI: GDR Multielectrode)

Referencias Cid, F. M., Ferro, E. F., Muñoz, H. D., Dos Reis, H. B., Barroso, C. R. R., Rojas, P. B., ... Briceño, M. H. (2020). Efectos de una sesión de ejercicio físico sobre la actividad no lineal de las ondas cerebrales en estado basal. *Retos: nuevas tendencias en educación física, deporte y recreación*(38), 180–187.

Referencias Coretto, G. A. P., Gareis, I. E., y Rufiner, H. L. (2017). Open access database of eeg signals recorded during imagined speech. En *12th international symposium on medical information processing and analysis* (Vol. 10160, p. 1016002).

Referencias DaSalla, C. S., Kambara, H., Sato, M., y Koike, Y. (2009). Single-trial classification of vowel speech imagery using common spatial patterns. *Neural Networks*, *22*(9), 1334-1339. (Brain-Machine Interface) doi: https://doi.org/10.1016/j.neunet.2009.05.008

Referencias Dekker, B., Schouten, A. C., y Scharenborg, O. (2023). Dais: The delft database of eeg recordings of dutch articulated and imagined speech. En *Icassp 2023-2023 ieee international conference on acoustics, speech and signal processing (icassp)* (pp. 1–5).

Referencias Deng, S., Srinivasan, R., Lappas, T., y D'Zmura, M. (2010, 6). Eeg classification of imagined syllable rhythm using hilbert spectrum methods. *Journal of Neural Engineering*, *7*, 046006. doi: 10.1088/1741-2560/7/4/046006

Referencias Farwell, L., y Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, *70*(6), 510-523. doi: https://doi.org/10.1016/0013-4694(88)90149-6

Referencias Feng, M., y Xu, J. (2024). Electroencephalogram-based convmixer architecture for recognizing attention deficit hyperactivity disorder in children. *Brain Sciences*, *14*(5), 469.

Referencias Freeburn, J. L., y Baker, J. (2023). Functional speech and voice disorders: Approaches to diagnosis and treatment. *Neurologic Clinics*. Descargado de `https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0733861923000099` doi: https://doi.org/10.1016/j.ncl.2023.02.005

Referencias Gallo, I., y Corchs, S. (2024). Thinking is like processing a sequence of spatial and temporal words. En *2024 international joint conference on neural networks (ijcnn)* (pp. 1–8).

Referencias Garcia-Salinas, J. S., Torres-Garcia, A. A., Reyes-Garcia, C. A., y Villaseñor-Pineda, L. (2023). Intra-subject class-incremental deep learning approach for eeg-based imagined speech recognition. *Biomedical Signal Processing and Control*, *81*, 104433.

Referencias González-Castañeda, E. F., García, A. A. T., García, C. A. R., y Pineda, L. V. (2014). Sonificación de eeg para la clasificación de palabras no pronunciadas. *Res. Comput. Sci.*, *74*, 61–72.

Referencias Guyton, A. C., y Hall, J. E. (2011). *Guyton and hall textbook of medical physiology*. Elsevier.

Referencias Hickok, G., y Poeppel, D. (2004). Dorsal and ventral streams: a framework for understanding aspects of the functional anatomy of language. *Cognition*, *92*(1), 67-99. (Towards a New Functional Anatomy of Language)

Referencias Hubbard, T. L. (2010). Auditory imagery: empirical findings. *Psychological bulletin*, *136*(2), 302.

Referencias Ioffe, S., y Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning (ICML)*.

Referencias Jalilpour, S., Hajipour Sardouie, S., y Mijani, A. (2020). A novel hybrid bci speller based on rsvp and ssvep paradigm. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *187*, 105326. doi: https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105326

Referencias Janiesch, C., Zschech, P., y Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, *31*(3), 685–695.

Referencias Jeong, J.-H., Cho, J.-H., Lee, Y.-E., Lee, S.-H., Shin, G.-H., Kweon, Y.-S., ... Lee, S.-W. (2022). 2020 international brain–computer interface competition: A review. *Frontiers in Human Neuroscience*, *16*, 898300.

Referencias Knierim, M. T., Bleichner, M. G., y Reali, P. (2023). A systematic comparison of high-end and low-cost eeg amplifiers for concealed, around-the-ear eeg recordings. *Sensors*, *23*(9), 4559.

Referencias Kumar, S., Mamun, K., y Sharma, A. (2017). Csp-tsm: Optimizing the performance of riemannian tangent space mapping using common spatial pattern for mi-bci. *Computers in Biology and Medicine*, *91*, 231-242. doi: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2017.10.025

Referencias LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., y Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, *86*(11), 2278–2324.

Referencias Lepage, K. Q., Kramer, M. A., y Chu, C. J. (2014). A statistically robust eeg re-referencing procedure to mitigate reference effect. *Journal of neuroscience methods*, *235*, 101–116.

Referencias Lopez-Bernal, D., Balderas, D., Ponce, P., y Molina, A. (2022). A state-of-the-art review of eeg-based imagined speech decoding. *Frontiers in human neuroscience*, *16*, 867281.

Referencias Mathewson, K. E., Harrison, T. J., y Kizuk, S. A. (2017). High and dry? comparing active dry eeg electrodes to active and passive wet electrodes. *Psychophysiology*, *54*(1), 74–82.

Referencias Metzger, S. L., Littlejohn, K. T., Silva, A. B., Moses, D. A., Seaton, M. P., Wang, R., ... others (2023). A high-performance neuroprosthesis for speech decoding and avatar control. *Nature*, *620*(7976), 1037–1046.

Referencias Mirman, D. (2022). Aphasia: Acquired language and speech disorder. En S. Della Sala (Ed.), *Encyclopedia of behavioral neuroscience, 2nd edition (second edition)* (Second Edition ed., p. 81-87). Oxford: Elsevier.

Referencias Nguyen, C. H., Karavas, G. K., y Artemiadis, P. (2017, 12). Inferring imagined speech using eeg signals: a new approach using riemannian manifold features. *Journal of Neural Engineering*, *15*, 016002. doi: 10.1088/1741-2552/AA8235

Referencias Nieto, N., Peterson, V., Rufiner, H. L., Kamienkowski, J. E., y Spies, R. (2022, feb). Thinking out loud, an open-access EEG-based BCI dataset for inner speech recognition. *Scientific Data 2022 9:1*, *9*(1), 1–17. doi: 10.1038/s41597-022-01147-2

Referencias Nouri, M., Moradi, F., Ghaemi, H., y Motie Nasrabadi, A. (2023). Towards real-world bci: Ccspnet, a compact subject-independent motor imagery framework. *Digital Signal Processing*, *133*, 103816.

Referencias Novo-Olivas, C., Guitiérrez, L., y Bribiesca, J. (2010, 02). Mapeo electroencefalográfico y neurofeedback. En (p. 371-412).

Referencias Peterson, V., Galván, C., Hernández, H., y Spies, R. (2020). A feasibility study of a complete low-cost consumer-grade brain-computer interface system. *Heliyon*, *6*(3).

Referencias Purdy, M. (2022). Aphasia, alexia, and agraphia. En *Reference module in neuroscience and biobehavioral psychology*. Elsevier.

Referencias Raschka, S., Liu, Y. H., Mirjalili, V., y Dzhulgakov, D. (2022). *Machine learning with pytorch and scikit-learn: Develop machine learning and deep learning models with python*. Packt Publishing Ltd.

Referencias Rutten, G.-J. (2022). Chapter 2 - broca-wernicke theories: A historical perspective. En A. E. Hillis y J. Fridriksson (Eds.), *Aphasia* (Vol. 185, p. 25-34). Elsevier. doi: https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823384-9.00001-3

Referencias Sharma, N. M., Kumar, V., Mahapatra, P. K., y Gandhi, V. (2023). Comparative analysis of various feature extraction techniques for classification of speech disfluencies. *Speech Communication*. doi: https://doi.org/10.1016/j.specom.2023.04.003

Referencias Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., y Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of machine learning research*, *15*(1), 1929–1958.

Referencias Suppes, P., Lu, Z. L., y Han, B. (1997, 12). Brain wave recognition of words. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *94*, 14965-14969. doi: 10.1073/PNAS.94.26.14965

Referencias Tangermann, M., Muller, K.-R., Aertsen, A., Birbaumer, N., Braun, C., Brunner, C., ... Blankertz, B. (2012). Review of the bci competition iv. *Frontiers in Neuroscience*, *6*. doi: 10.3389/fnins.2012.00055

Referencias Torres-García, A. A., Reyes-García, C. A., y Villaseñor-Pineda, L. (2022). Chapter 12 - a survey on eeg-based imagined speech classification. En A. A. Torres-García, C. A. Reyes-García, L. Villaseñor-Pineda, y O. Mendoza-Montoya (Eds.), *Biosignal processing and classification using computational learning and intelligence* (p. 251-270). Academic Press. doi: https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820125-1.00025-7

Referencias Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, *30*.

Referencias Xu, B., Wang, N., Chen, T., y Li, M. (2015). Empirical evaluation of rectified activations in convolutional network. *arXiv preprint arXiv:1505.00853*.

Referencias Zhao, S., y Rudzicz, F. (2015). Classifying phonological categories in imagined and articulated speech. En *2015 ieee international conference on acoustics, speech and signal processing (icassp)* (p. 992-996). doi: 10.1109/ICASSP.2015.7178118

11. Curriculum Vitae

Luis Raúl Sigala González

Chihuahua,Chihuahua

Historial laboral

Docente (UACH Facultad de Medicina)

Agosto 2022 — Actual

Ingeniería Biomédica— Chihuahua

- Imparto materias a los alumnos de la licenciatura de ingeniería biomédica.

Desarrollador/Investigador

Enero 2021 — Julio 2023

Orthopedic Measurement & Diagnostic Systems — Chihuahua — 614-345-8609

- Se creó una empresa de parte de los miembros del grupo de Ortopedia Chihuahua, donde se realiza el desarrollo de herramientas digitales para facilitar el trabajo de profesionales de la Ortopedia y especialidades asociadas. Se trata de una empresa que busca desarrollar dichas herramientas a través de Software.

Practicante Ingeniero de Validación de procesos

Julio de 2020— Enero 2021

Arrow Internacional de Chihuahua, S.A. de C.V — Chihuahua

- Durante la realización de mis prácticas labore en el área de ingeniería de esta empresa de manufactura, directamente en el puesto de validación de procesos. Aquí participe en la verificación del correcto funcionamiento de equipos de manufactura, desempeño de procesos de manufactura, y validación del producto de uno de estos procesos. En la realización de estas actividades trabaje directamente con los técnicos, operadores de las maquinas e ingenieros encargados de otras áreas. También participe en la creación y actualización de los documentos utilizados para la realización de mis actividades, siguiendo las guías y pautas de calidad solicitados por la empresa.

Servicio Social como Programador/Desarrollador

Septiembre 2019 — Febrero 2020

Ortopedia Chihuahua — Chihuahua — 614-345-8609

- En la realización de mi servicio, forme parte de un equipo para diseñar una aplicación para celular en la arquitectura de AppInventor del MIT, que actualmente se está mudando este software a la plataforma de Visual Studio en Xamarin. En conjunto a esto se realizó una investigación para hacer de esta aplicación un método de diagnóstico nuevo. También se utilizó el lenguaje de Python para la manipulación de la información de una base de datos.

Habilidades Laborales

- Manejo de Ingles en un 90%
- Conocimiento de lenguajes de programación: Python, MIT App Inventor, C++, Visual Studio Windows Forms, Xamarin, React, React Native, Expo y Java Script
- Uso avanzado de procesadores de documentos: Word, PowerPoint y Excel
- Manejo de Softwares de Ingeniería: MATLAB, LabVIEW y LogixPro

Aptitudes Personales

- Liderazgo y trabajo en equipo
- Puntual y responsable
- Determinado
- Creativo e innovador
- Persona con iniciativa
- Facilidad de aprendizaje
- Con capacidad de análisis
- Metodologías de desarrollo ágiles
- Aptitudes avanzadas de resolución de problemas
- Servicio al Cliente
- Facilidad de comunicación

Formación

Título de Ingeniería Biomédica, 2021
Universidad Autónoma De Chihuahua — Chihuahua
Constancia de terminación de estudios, Auxiliar analista químico, 2015
COBACH Plantel 10 — Chihuahua
Constancia, Diseño de Formas de Madera (Carpintería), 2014
CECATI 137 — Chihuahua